Développement d'une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtis performants

Fabien Talbourdet

▶ **To cite this version:**

Fabien Talbourdet. Développement d'une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtis performants. Thermique [physics.class-ph]. École Nationale des Travaux Publics de l'État [ENTPE], 2014. Français. NNT : 2014ENTP0010 . tel-01612045

HAL Id: tel-01612045
https://theses.hal.science/tel-01612045

Submitted on 6 Oct 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N° d'ordre : 2014-ENTP-0010 Année 2014

Thèse

Développement d'une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtis performants

présentée devant
L'École Nationale des Travaux Publics de l'État

pour obtenir
le grade de docteur

Ecole doctorale : MEGA (Mécanique, Énergétique, Génie civil, Acoustique)
Spécialité : Thermique Énergétique

par
Fabien Talbourdet
Soutenue le 25 septembre 2014 devant la Commission d'examen

Jury

MICHEL Pierre (ENTPE)	Professeur	Directeur de thèse
ANDRIEUX Franck (CSTB)	Docteur	Tuteur
GHIAUS Christian (INSA Lyon)	Professeur	Président
INARD Christian (Université de la Rochelle)	Professeur	Rapporteur
TOSCANO Rosario (ENISE)	Professeur	Rapporteur
CANTIN Richard (ENTPE)	Professeur	Examinateur

A Léo,
A papi,
A mes parents.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier M. Christian Inard et M. Rosario Toscano pour avoir accepté d'être rapporteurs de ce travail. Merci pour l'intérêt que vous avez porté à nos recherches et pour le temps consacré à la lecture de ce mémoire. Je souhaite également remercier M. Christian Ghiaus pour avoir accepté de présider le jury de ma soutenance et M. Richard Cantin pour avoir accepté de participer au jury.

Ce travail n'aurait pas pu voir le jour sans mon directeur de thèse, Pierre Michel. Merci pour la confiance accordée tout au long de la thèse. Merci pour le temps consacré et pour les nombreux conseils toujours pertinents.
Merci à Franck Andrieux, Benoit Vinot et Jean-Robert Millet pour leurs conseils et les idées qu'ils m'ont apportés lors de ce travail.
Merci à Mohamed El Mankibi qui a également encadré ce travail. Merci pour le soutien technique et les idées apportées tout au long de la thèse.

Ce travail a été effectué au sein du Département Technologie de l'Information et Diffusion du Savoir du CSTB à Sophia-Antipolis. Merci à Patrick Morand, Franck Andrieux et Benoit Vinot de m'avoir accueilli au sein de leurs équipes. Merci à tous les membres de la division IIL, sans oublier Alain et Romain, pour votre accueil et votre sympathie.

Merci à Didier Fouquet, Jean-Louis Izard, et Thierry Rampillon pour leurs visions de professionnels et d'architectes dans le développement de cette démarche. Merci à Jean-Paul Marmorat pour ses conseils dans la recherche d'une méthode d'optimisation adaptée à nos besoins.

Je tiens également à remercier Francette Pignard, Sonia Cenille et Meriem Dahmani pour l'aide fournie dans la résolution des tracasseries administratives tout au long de cette thèse.

Merci à la table magique pour les moments de philosophie, d'humour et de débat politique passés ensembles. Merci à vous d'avoir contribué à faire de cette thèse un moment d'épanouissement personnel. Conserver précieusement ce moment convivial du repas qui améliore notre qualité de vie au travail.

Merci à Khalil, Mathieu et Tristan pour les moments d'échanges et de convivialités partagés. Merci à Ferdaous, Benoit et Kevin ainsi qu'aux autres stagiaires pour les moments d'échanges aux travails et en dehors, et pour leur bonne humeur.
Merci à Delphine et Yannick, pour leurs regards avisés sur mon mémoire.

Merci à l'équipe de foot pour les bons moments passés ensembles malgré des résultats inversement proportionnels à la bonne humeur qui régnait dans l'équipe.
Merci à l'ensemble des personnes côtoyées à la salle café pour leur bonne humeur… et leurs viennoiseries. (Vive l'emprunt chouquette)
Merci également à la forêt de la Valmasque pour la détente et le repos qu'elle a pu m'apporter.

Cependant, cette thèse n'est ni le début ni l'aboutissement de ma vie mais seulement une étape.
Si j'ai pu en arriver là c'est grâce à mes parents qui m'ont toujours soutenu (psychiquement et matériellement) pour que je franchisse les différents paliers de mon cursus scolaire et universitaire.
Donc merci à eux, tout d'abord, de m'avoir conçu mais aussi d'avoir pris le temps et de s'être donné les moyens de m'élever et de m'éveiller au monde extérieur.
Merci aussi à Elisa et Cédric pour leurs soutiens.

Enfin, merci à l'éducation nationale (ainsi qu'à tous les contribuables) qui m'a permis d'avoir un enseignement de qualité à un coût limité.

Résumé

Les demandes des usagers conjuguées à la réglementation nécessitent de concevoir des bâtiments de plus en plus confortables et économes en énergie. En parallèle de ces exigences, les réglementations concernant les bâtiments sont renforcées dans différents domaines (acoustique, sécurité incendie, risque sismique,…) afin d'obtenir des bâtiments plus sûrs et correspondant aux demandes des usagers. Les impacts conjugués de ces deux facteurs engendrent une complexification de la conception des bâtiments.

Cette thèse présente une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtis performants se basant sur une méthode d'optimisation. Cette démarche vise à ce que les architectes et les bureaux d'études aient une connaissance claire du potentiel de leur projet (exploration de solutions) en phase amont de conception, pour concevoir des bâtiments les plus performants possibles. Ce potentiel est évalué via des paramètres de la géométrie extérieure et intérieure ainsi que des caractéristiques énergétiques du bâti. La démarche leur permet également d'évaluer les avantages et inconvénients de différentes géométries et solutions de conception qu'ils envisagent pour répondre à leurs projets.
Cette démarche est appliquée à un immeuble de bureaux à Lyon.

Pour le cas testé, la démarche permet d'obtenir rapidement des solutions performantes et de définir pour certains des paramètres étudiés, des valeurs conduisant aux solutions performantes dans une partie de l'espace des solutions ou dans l'ensemble de cet espace.
Cette application de la démarche montre également qu'il peut exister des solutions ayant des besoins énergétiques et des coûts de construction proches mais étant très différentes en termes de paramètres de conception. Bien que remettant en cause l'applicabilité directe de la démarche, ce résultat met en exergue un problème nouveau. Cette thèse pose alors les bases pour une nouvelle étude.

Mots clés : conception de bâtiment performant, architecture bioclimatique, optimisation multicritère, algorithmes génétiques, efficacité énergétique, comportement des occupants.

Abstract

Both aspirations of users and improvements in the thermal regulation require that the comfort and the energy efficiency of new buildings improve. In addition to these requirements, regulations are strengthening in many fields such as acoustics, fire safety and mechanical performance. The combined effects of these factors are making it increasingly hard to design buildings.

This thesis presents a knowledge-aid approach for designing high-performance buildings based on an optimization method. This approach aims to provide clear knowledge of the potential of projects (exploration of various options) for architects and design offices at the beginning of the design that will allow them to design the best possible high-performance buildings. This potential is evaluated using external and internal geometric parameters as well as the energy characteristics of buildings. This approach also allows them to assess geometries and design solutions which are intended to be used for their projects.
This approach will be applied to an office building in Lyon, France.

For the tested case, the approach obtains quickly efficient solutions and also finds, for some parameters, values to design efficient solutions on part of the Pareto front or in this entire front.
This application of the approach also shows that there may be solutions which are close in terms of energy needs and cost but could be very different on design parameters. This problem could influence robustness of the approach but highlights a new problem. This thesis then lays the foundation of a new study on this topic.

Keywords: high-performance building design, bioclimatic architecture, multicriteria optimization, genetic algorithms, energy efficiency, occupant behaviour.

Sommaire

Remerciements **5**
Résumé **7**
Abstract **9**
Sommaire **11**
Table des Illustrations **13**
Index des Tableaux **15**
Introduction **19**
1 Etat de l'art **22**
Préambule 23
1.1 Travaux antérieurs sur l'aide à la conception de bâtis performants 23
Introduction 23
1.1.1 Travaux sur l'optimisation de la conception de bâtiments 23
1.1.2 Parcours de l'espace des solutions par le concepteur 36
Synthèse 39
1.2 Présentation des méthodes d'optimisation 41
Introduction 41
1.2.1 Définitions préliminaires 41
1.2.2 Optimisation multicritère 42
1.2.3 Classification des méthodes d'optimisation 45
1.2.4 Les méthodes déterministes 48
1.2.5 Méthodes stochastiques 51
Synthèse 61
2 Présentation de la démarche d'aide à la connaissance développée **62**
Préambule 63
2.1 Aide à la connaissance ou aide à la conception 63
2.2 La démarche d'aide à la connaissance 64
2.2.1 Présentation de la démarche 64
2.2.2 Une démarche itérative au service des concepteurs 69
2.2.3 Aide à l'analyse des solutions 70
2.3 Choix de la méthode de parcours de l'espace des solutions 72
2.4 Mise en œuvre de la démarche 73
2.4.1 Objectifs pris en compte 74
2.4.2 Périmètre d'étude de la mise en œuvre de la démarche 74
3 Test de la démarche sur un cas simple **82**
Préambule 83
3.1 Choix de modèles d'évaluation des solutions 83
3.1.1 Caractéristiques nécessaires aux modèles d'évaluation des solutions 83
3.2 Premier cas de test 87
3.2.1 Présentation du cas de test 87
3.2.2 Paramétrage de l'algorithme d'optimisation 89
3.3 Analyse des solutions obtenues 91
3.3.1 Capacité de la méthode d'optimisation à obtenir les solutions optimales. 91
Synthèse 97
4 Test de la démarche sur un cas réaliste **98**
Préambule 99
4.1 Présentation du cas de test 99

4.1.1 Présentation des caractéristiques du cas de test 100
4.1.2 Paramétrage de l'algorithme d'optimisation 105
4.2 Présentation des résultats 106
4.2.1 Etude de robustesse de la démarche avec le paramétrage de base ... 106
4.2.2 Sensibilité des résultats de la démarche au paramétrage de l'algorithme génétique 113
4.2.3 Sensibilité des solutions obtenues à la plage de variation et à la discrétisation des paramètres 125
4.2.4 Impact du comportement des occupants 129
4.2.5 Aide à la connaissance et extraction de solutions performantes 134
5 Discussion 142
5.1 Pertinence de la démarche suivi dans ce travail 143
5.2 Pertinence du choix de la méthode d'optimisation 144
5.3 Pertinence de la démarche développée 146
5.4 Capacité de la démarche à fournir de la connaissance 147
5.5 Ecart entre la démarche développée et un outil opérationnel 148
6 Conclusion 151
6.1 Résultats 152
6.2 Perspectives 153
Bibliographie 158
1 Annexe : Présentation de travaux sur la conception automatique de géométrie 166
1.1 Travaux sur la conception automatique de géométrie 166
1.1.1 Grammaire de forme et opérateurs de métamorphose 166
1.1.2 Méthodes d'aide à l'agencement des espaces intérieurs 170
2 Annexe : Cas de test simple 177
2.1 Scénarii 180
2.1.2 Occupation 180
3 Annexe : Présentation du test de Mann-Whitney 190
4 Annexe : Evolution des applications Base 2 et Base 3 au cours des générations 192
4.1 Evolution de l'application Base 2 au cours des générations 192
4.2 Evolution de l'application Base 3 au cours des générations 195
5 Annexe : Résultats cas de test réaliste 198

Table des Illustrations

Figure 1 : Plan de base utilisé par Caldas 24
Figure 2 : Exemples de solutions fournies par le logiciel GENE_ARCH 24
Figure 3 : Exemple de résultats obtenus pour un pentagone à Montréal [10] 27
Figure 4 : Cas de test utilisés par Wetter 31
Figure 5 : Problématique des adjacences lors de l'utilisation des logiciels de simulation thermique.....40
Figure 6 : Illustration du concept de Pareto dominance dans le cas de 2 fonctions objectifs.....43
Figure 7 : Illustration de l'approche par agrégation [28].....44
Figure 8 : Schéma récapitulatif des différents types de méthodes et de leurs caractéristiques 47
Figure 9 : Illustration du fonctionnement de l'algorithme de Hooke-Jeeves pour 2 objectifs.....49
Figure 10 : Schéma du principe de déplacement d'une particule (d'après[23]).....54
Figure 11 : Schéma de principe du fonctionnement d'un algorithme génétique [22] 55
Figure 12 : Illustration du principe de "crowding distance" [79] 57
Figure 13 : Illustration du principe de fonctionnement du NSGA-II [23] 58
Figure 14 : Illustration du croisement un point.....58
Figure 15 : Illustration de la mutation d'un gène.....58
Figure 16 : Schéma de fonctionnement du SPEA2[80] 59
Figure 17 : Schéma macroscopique de la démarche 64
Figure 18 : Description d'un cycle 66
Figure 19 : Schéma de la sous-tâche « géométrie » de la tâche « définition du problème » 67
Figure 20 : Présentation du fonctionnement de MultiOpt.....86
Figure 21 : Schéma de la géométrie de la façade ouest du bâtiment test 87
Figure 22 : Performances des solutions possibles et des solutions optimales pour le cas de test simple.....92
Figure 23 : Plan simplifié d'un étage du cas de test 100
Figure 24 : Comparaison des solutions obtenues par les 3 applications de base .. 107
Figure 25 : Evolution des solutions obtenues au cours des générations par l'application Base 1 (Génération 30 à 100) 115
Figure 26 : Evolution des solutions testées au cours des générations par l'application Base 1 (Génération 1 à 50) 116
Figure 27 : Comparaison des solutions obtenues par « Base 1 » avec les solutions obtenues par les applications avec une population de 50 120
Figure 28 : Illustration du croisement un point..... 121
Figure 29 : Comparaison des solutions obtenues par « Base 1 » avec les solutions obtenues par les applications avec une probabilité de croisement de 0.5..... 122
Figure 30 : Comparaison des solutions obtenues par « Base 1 » avec les solutions obtenues par l'application 100_50_0.7_0.1 (1) 125
Figure 31 : Solutions obtenues avec l'application intégrant plus d'allèles pour le paramètre orientation comparées avec les solutions obtenues par l'application « Base 1 » 127

Figure 32 : Comparaison des solutions obtenues par l'application « Base 1 » évaluées avec et sans fermetures des stores et des solutions obtenues par une application sans fermeture des stores 130
Figure 33 : Comparaison des solutions obtenues par l'application « Base 1 » évaluées avec le scénario 2 et des solutions obtenues par une application avec le scénario 2 132
Figure 34 : Présentation d'une grammaire de forme [94] 167
Figure 35 : Application de la grammaire de forme de la Figure 34 [94] 167
Figure 36 : Exemples d'opérations de déformations [99] 168
Figure 37 : Application de l'opérateur « tordre » par S. Calatrava pour la tour « TurningTorso » 168
Figure 38 : Exemples de résultats d'un couplage entre une grammaire de forme et un algorithme génétique [100] 169
Figure 39 : Exemple de 8 solutions topologiques différentes dans le cas d'un bâtiment à 2 étages (d'après [110]) 172
Figure 40 : Exemple de 3 solutions géométriques différentes issues d'une même solution topologique (d'après [110]) 172
Figure 41 : Solutions testées par les 3 itérations de la méthode d'optimisation .. 182
Figure 42 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 2 (Génération 1 à 50) 193
Figure 43 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 2 (Génération 30 à 100) 194
Figure 44 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 3 (Génération 1 à 50) 196
Figure 45 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 3 (Génération 30 à 100) 197
Figure 46 : Produits des 2 objectifs (cout et besoins énergétiques) en fonction des besoins énergétiques pour les solutions issues des applications Base 1, Base 2 et Base 3 199
Figure 47 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications avec des populations de 200 201
Figure 48 : Comparaison des solutions obtenues par l'application 50_100_0.7_0.3 (3) avec celles obtenues par les applications Base 1, Base 2 et Base 3 202
Figure 49 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications 100_50_0.9_0.3 (1), 100_50_0.9_0.3 (2) et 100_50_0.9_0.3 (3) 204
Figure 50 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications 100_50_0.7_0.1 (1), 100_50_0.7_0.1 (2) et 100_50_0.7_0.1 (3) 205
Figure 51 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications 100_50_0.7_0.5 (1), 100_50_0.7_0.5 (2) et 100_50_0.7_0.5 (3) 206
Figure 52 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec celles obtenues par les applications avec le scénario 2 208

Index des Tableaux

Tableau 1 : Tableau récapitulatif des travaux d'optimisation de la conception de bâtiments (géométries incluses) 30
Tableau 2 : Tableau récapitulatif des travaux d'optimisation de la conception de bâtiments (géométrie exclue) 35
Tableau 3 : Paramètres géométriques pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche 77
Tableau 4 : Paramètres de l'enveloppe du bâtiment pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche 78
Tableau 5 : Liste des variables pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche 80
Tableau 6 : Paramètres optimisés et valeurs possibles 88
Tableau 7 : Ecarts entre les solutions optimales et les solutions obtenues par les 3 optimisations 93
Tableau 8 : Ecart entre les solutions obtenues par les 3 optimisations et celles obtenues par chaque optimisation 96
Tableau 9 : Récapitulatif des surfaces par types de zones 101
Tableau 10 : Paramètres optimisés dans ce test 103
Tableau 11 : Scénario de test de la démarche pour les zones de bureaux 104
Tableau 12 : Valeurs de variables de scénarii différentes des zones de bureau, pour les parties salle de réunion, couloir et les zones techniques 104
Tableau 13 : Tableau récapitulatif des paramétrages de l'algorithme génétique testé pour ce cas de test 106
Tableau 14 : Statistiques sur les solutions obtenues par les 3 applications 108
Tableau 15 : Résultats des tests de Mann-Whitney pour le coût et les besoins énergétiques 110
Tableau 16 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les 3 applications de base 112
Tableau 17 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 1 à différentes générations 116
Tableau 18 : Analyse de la convergence de l'application en fonction du nombre de génération pour l'application Base 1 117
Tableau 19 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application « Base 1 » avec les solutions obtenues pour des applications avec des tailles de population de 50 et 200 118
Tableau 20 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application« Base 1 » avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9 122
Tableau 21 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application« Base 1 » avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5 124
Tableau 22 : Nouvelle plage de valeur et discrétisation pour le paramètre "Orientation" 126
Tableau 23 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour 3 applications sans fermeture des stores 128
Tableau 24 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour 3 applications avec le scénario 2 133

Tableau 25 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les 3 applications de base 135
Tableau 26 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les 4 sections de l'application Base 1 137
Tableau 27 : Présentation des valeurs minimales, maximales et moyennes obtenues par les solutions intégrant les différentes combinaisons des 4 paramètres testés 140
Tableau 28 : Valeurs minimales, maximales et moyennes des 6 dernières colonnes du Tableau 27 141
Tableau 29 : Tableau récapitulatif des travaux d'agencement automatique d'espaces intérieurs présentés 176
Tableau 30 : Composition des parois utilisées dans l'optimisation 177
Tableau 31 : Description des matériaux utilisés..... 177
Tableau 32 : Coût des parois utilisées dans l'optimisation..... 178
Tableau 33 : Coût des fenêtres par type de vitrage 179
Tableau 34 : Caractéristiques des différents vitrages 179
Tableau 35 : Description des caractéristiques des stores intérieur et extérieur .. 179
Tableau 36 : Présentation des 3 scénarii 180
Tableau 37 : Solutions optimales pour le cas de test simple 181
Tableau 38 : Ecarts entre les solutions optimales et les solutions obtenues par les 3 optimisations au bout de 30 générations 183
Tableau 39 : Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (1) et celles obtenues par les 2 autres optimisations..... 184
Tableau 40 : Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (2) et celles obtenues par les 2 autres optimisations..... 185
Tableau 41 : Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (3) et celles obtenues par les 2 autres optimisations..... 186
Tableau 42 : Solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (1)..... 187
Tableau 43 : Solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (2)..... 188
Tableau 44 : Solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (3)..... 189
Tableau 45 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 2 à différentes générations 192
Tableau 46 : Analyse de la convergence de l'application en fonction du nombre de génération pour l'application Base 2..... 192
Tableau 47 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 3 à différentes générations 195
Tableau 48 : Analyse de la convergence de l'application en fonction du nombre de génération pour l'application Base3 195
Tableau 49 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les générations 30, 50 et 100 de l'application Base 1 200
Tableau 50 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 2 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9 203
Tableau 51 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 3 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9 203
Tableau 52 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 2 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5 203

Tableau 53 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 3 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5 203
Tableau 54 : Répartition des solutions par allèle pour chaque paramètre pour le problème avec plus d'allèles pour le paramètre « Orientation »..... 207

Introduction

L'augmentation durable du prix des énergies fossiles (due à la raréfaction de ces énergies) conjuguée à l'augmentation de l'effet de serre d'origine anthropique, ont incité les autorités françaises à prendre des mesures pour diminuer les consommations d'énergie. Le bâtiment représentant 44% de la consommation d'énergie finale en France en 2011 [1], un renforcement de la réglementation thermique concernant les bâtiments neufs a été effectué.
Par ailleurs, les usagers souhaitant des bâtiments plus confortables et plus sûrs, d'autres réglementations ont été renforcées (acoustique, accessibilité, incendie, sismique,…). Le renforcement de ces réglementations a complexifié le processus de conception des bâtiments.
Or ce processus était déjà complexe par la nature même du bâtiment (qui est un objet technique complexe et non standardisé) et la multitude d'acteurs intervenant dans le processus de conception.
Le processus de réhabilitation ou de conception d'un bâtiment est donc extrêmement complexe.

De plus, certaines réglementations, notamment la réglementation thermique, vont être renforcées, complexifiant encore ce processus.
Il sera alors très difficile de concevoir un bâtiment de manière intuitive. La conception d'un bâtiment impliquant une multitude de paramètres, le nombre de solutions de conception possibles sera très important. Il sera donc nécessaire de parcourir efficacement l'espace des solutions (en totalité ou partiellement) à la recherche de solutions de conception performantes.
Les métaheuristiques sont destinées à parcourir efficacement un espace de solutions à la recherche des meilleures solutions. Elles seront donc utilisées dans ce travail.

Cependant, les besoins énergétiques des bâtiments étant extrêmement faibles, il est nécessaire d'utiliser des outils ayant une marge d'erreur en adéquation avec ces faibles besoins. Or ces outils qui ont une bonne précision, ont en contrepartie un temps de calcul plus long (de l'ordre de la minute pour un cas de conception réaliste).

L'espace des solutions de conception possibles étant vaste (de l'ordre du milliard de solutions pour un cas de conception réaliste), le temps d'évaluation des besoins énergétiques d'une solution étant non négligeable et la durée de conception d'un bâtiment étant limitée (de l'ordre de l'année ou plus faible), seule une petite partie des solutions pourra être évaluée. Afin que les solutions fournies aux concepteurs ne soient pas définies aléatoirement, il sera donc nécessaire que la métaheuristique choisie fournisse pour plusieurs itérations d'un même problème, à minima des solutions de conception aux performances équivalentes selon les objectifs étudiés et idéalement les mêmes solutions de conception.

L'objectif de ce travail va donc être de choisir et de tester une métaheuristique sur un problème réaliste de conception afin de s'assurer de sa capacité à obtenir des solutions aux performances équivalentes pour les objectifs étudiés pour plusieurs itérations de ce problème.

Pour cela, ce travail commence par un état de l'art des travaux antérieurs sur les méthodes d'aide à la conception de bâtiments performants. Il se poursuit par un état de l'art sur les métaheuristiques afin de mieux comprendre leur fonctionnement. Ces états de l'art permettent d'avoir une vision des métaheuristiques choisies pour répondre à des problèmes dans le domaine de la conception de bâtiment, des raisons de ces choix ainsi que de l'adaptation des métaheuristiques retenues pour les rendre accessibles aux concepteurs.

À l'issue de ces deux états de l'art, la démarche développée est présentée. Dans un premier temps, la structure de la démarche et son fonctionnement sont expliqués puis dans un deuxième temps le choix d'une métaheuristique est effectué en s'appuyant sur la connaissance des contraintes liées aux problèmes de conception ainsi que sur les objectifs et les paramètres qui pourraient être retenus dans la démarche.
Afin de pouvoir tester cette démarche dans la suite du travail, celle-ci est mise en œuvre par la définition d'objectifs et la recherche des paramètres influençant ces objectifs.

Une fois la démarche présentée, il est nécessaire de la tester. Afin d'implémenter la mise en œuvre de la démarche, il est nécessaire de choisir des modèles d'évaluation des objectifs étudiés. Les modèles d'évaluation possibles pour les différents objectifs sont présentés et un modèle est retenu pour chaque objectif.
Deux phases de test ont été définies pour tester la démarche, une première destinée à déboguer l'implémentation de la démarche et une seconde visant à tester la démarche sur un problème de conception que les architectes et les bureaux d'études pourraient rencontrer.
Un cas très simple est retenu pour la phase de débogage, où il s'agit de vérifier que la démarche permet d'atteindre les solutions optimales pour le problème posé en un nombre faible de simulation vis-à-vis du nombre de solutions possibles.
La deuxième phase utilise un cas plus complexe, représentant un problème de conception que des professionnels pourraient avoir à traiter. L'objectif de ce deuxième test est de s'assurer que la démarche est robuste (qu'elle obtient des solutions aux performances équivalentes sur les objectifs étudiés pour différentes itérations de la démarche répondant à un même problème) et qu'elle obtient des solutions nettement plus performantes que des solutions obtenues aléatoirement.

Le test sur le cas plus complexe, également appelé cas réaliste, a pour objectif dans un premier temps de s'assurer de la robustesse de la démarche pour un paramétrage de l'algorithme génétique choisi (ce paramétrage a été choisi en se basant sur la littérature). Dans un deuxième temps, une étude de sensibilité est menée sur ce paramétrage afin d'évaluer son impact sur les résultats obtenus par la démarche. Les résultats obtenus pour les différents paramétrages sont comparés entre eux afin d'évaluer la sensibilité de ces résultats au paramétrage de l'algorithme.
En plus des tests de robustesse et de l'étude de sensibilité au paramétrage de l'algorithme, une étude de l'impact du comportement des occupants du bâtiment sur les solutions de conception obtenues a été menée afin de vérifier l'intérêt de permettre aux concepteurs de définir eux-mêmes le comportement des occupants dans la démarche. Cette étude montre l'intérêt de prendre en compte la diversité

des comportements des occupants, leur influence sur la conception des bâtiments et la nécessité de définir des solutions de conception robustes vis-à-vis du comportement des occupants.
Une étude sur la capacité de la démarche à fournir de la connaissance aux concepteurs conclut ce test.

Partie 1 :

Etat de l'art

Plan de la partie

Préambule *23*

1.1 Travaux antérieurs sur l'aide à la conception de bâtis performants *23*
Introduction 23
1.1.1 Travaux sur l'optimisation de la conception de bâtiments 23
1.1.2 Parcours de l'espace des solutions par le concepteur 36
Synthèse 39

1.2 Présentation des méthodes d'optimisation *41*
Introduction 41
1.2.1 Définitions préliminaires 41
1.2.2 Optimisation multicritère 42
1.2.3 Classification des méthodes d'optimisation 45
1.2.4 Les méthodes déterministes 48
1.2.5 Méthodes stochastiques 51
Synthèse 61

Préambule

Avant de se lancer dans un travail sur les méthodes d'aide à la conception de bâtiments performants, il est nécessaire d'analyser les solutions antérieures qui ont été proposées pour traiter cette problématique.
Cette analyse devra évaluer les solutions choisies pour permettre d'avoir une vision globale de l'espace des solutions de conception possibles, afin d'aider les concepteurs de bâtiments dans leur recherche de solutions performantes.
En parallèle, l'analyse devra mettre en exergue des approches répondant aux différents sous-problèmes étudiés dans ce mémoire (prise en compte des contraintes et aspirations des concepteurs, de l'incertitude sur le comportement des occupants,…) et transposables à la démarche qui y sera développée.

1.1 Travaux antérieurs sur l'aide à la conception de bâtis performants

Introduction

Afin de rendre plus lisible la présentation des travaux antérieurs d'aide à la conception, ceux-ci seront classés en fonction de certaines de leurs caractéristiques. Une première classification des travaux sera effectuée en fonction des méthodes de parcours de l'espace des solutions retenues par ces travaux.
Par ailleurs, la géométrie a un statut particulier au sein des paramètres de conception du fait de la prise en compte d'objectifs qualitatifs (esthétiques, insertion harmonieuse du bâtiment dans son environnement, …) dans sa conception et de son impact sur les besoins énergétiques du bâti [2, 3].
En conséquence, la présentation des travaux antérieurs d'aide à la conception de bâtis performants sera structurée par les différentes approches d'aide à la conception de bâtiments proposées (génération automatique des solutions ou définition par le concepteur) et la manière dont ces travaux prennent en compte la géométrie (traiter séparément ou avec les autres paramètres de conception).

1.1.1 Travaux sur l'optimisation de la conception de bâtiments

Ce sous-chapitre étudie des travaux d'aide à la conception de bâtiments optimisant l'enveloppe du bâti. Certains de ces travaux optimisent également la géométrie et seront présentés en premier.
Dans la présentation des travaux faite ci-dessous, le dimensionnement des casquettes[1] (overhang) et des surfaces vitrées est considéré comme un travail sur l'enveloppe du bâti.
Les travaux sont présentés dans un premier temps puis une analyse en est faite et le tout est résumé au Tableau 1.

[1]Les casquettes sont des masques propres des bâtiments situées au-dessus des surfaces vitrées comme un balcon par exemple. Ils participent à la conception bioclimatique d'un bâtiment en limitant les apports solaires en été mais sans les diminuer en hiver.

1.1.1.1 Travaux intégrant une optimisation de la géométrie

L'utilisation des grammaires de formes (ce terme est expliqué en annexe1) étant plutôt liée à l'exploration (au sens de Gero[4]), d'autres méthodes ont été développées pour rechercher des solutions de conception performantes.
Cinq travaux optimisant la conception des bâtiments, géométrie comprise, sont exposés ci-dessous.

GENE_ARCH

Le logiciel GENE_ARCH est développé par Caldas [5], qui le qualifie de « evolution-based generative design system » (que l'on peut traduire par « générateur évolutionnaire de solutions de conception ») et est destiné à stimuler l'imagination des architectes plus qu'à leur fournir des solutions de conception.
Le concepteur fournit une géométrie (intérieure et extérieure) à GENE_ARCH, en précisant les dimensions qu'il souhaite optimiser. Ces dimensions sont ensuite déterminées par un algorithme génétique, ce qui permet de jouer sur la compacité et les apports solaires.

Cet outil optimise également les matériaux des parois, les dimensions des fenêtres et des casquettes.

Caldas présente un cas de test sur une géométrie constituée de 2 niveaux de 4 pièces parallélépipédiques positionnées comme sur la Figure 1.
La longueur et la largeur des 8 pièces sont optimisées ainsi que l'inclinaison des toits des 4 pièces du niveau supérieur et les dimensions des fenêtres (une pour chaque face donnant sur l'extérieur, soit 2 fenêtres par pièce). Les critères retenus sont les besoins énergétiques d'éclairement artificiel et les besoins de chauffage et de climatisation.

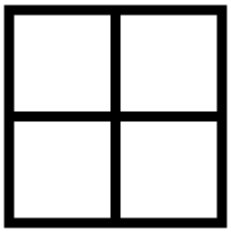


Figure 1 : Plan de base utilisé par Caldas

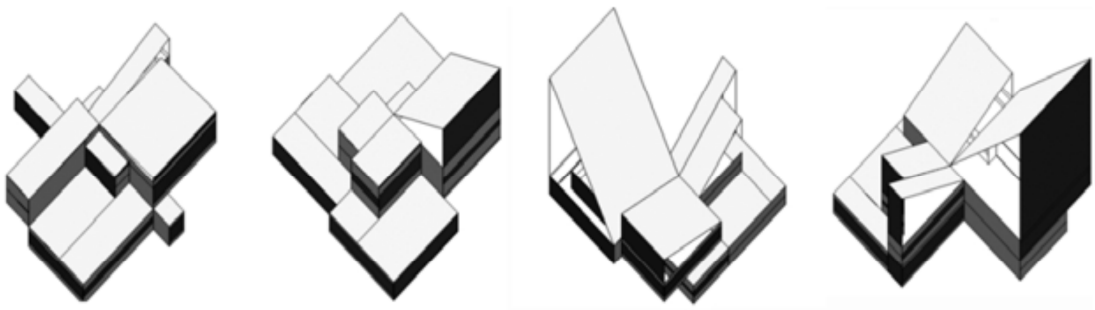


Figure 2 : Exemples de solutions fournies par le logiciel GENE_ARCH

Les besoins énergétiques de chauffage et climatisation sont évalués sur une année entière à un pas de temps horaire grâce au logiciel DOE 2.1 [6] et les besoins d'éclairement sont évalués par une mesure de rayonnement naturel en 2 points de référence.
Un exemple de solutions crées par l'algorithme est présenté à la Figure 2. Caldas utilise d'autre cas de test où elle prend comme objectifs le coût de construction, les besoins énergétiques annuels et le potentiel de réchauffement global.
En l'absence de règle imposant une surface minimum, l'algorithme favorise les petites surfaces. Ceci peut être contourné par l'ajout d'une fonction de pénalité afin d'obtenir une surface de plancher raisonnable.
Par exemple, pour concevoir une maison marocaine avec un patio, elle a essayé de coupler une grammaire de forme avec GENE_ARCH mais, selon elle, le couplage n'est pas assez performant pour travailler avec des géométries 3D et ne génère pas de caractéristiques géométriques inattendues, capables de stimuler la créativité des concepteurs.

Travail de Bouchlaghem
Bouchlaghem [7] optimise un bâtiment fonctionnant en régime libre c'est-à-dire sans système de chauffage et de climatisation. Son objectif est un indice de confort basé sur la température opérative.

Bouchlaghem utilise la méthode du simplex complétée par une méthode dérivée permettant de prendre en compte des contraintes, pour optimiser certains paramètres d'un bâtiment parallélépipédique :

- rapport largeur/profondeur,
- orientation,
- hauteur de plafond,
- caractéristiques des parois opaques extérieures et intérieures (la surface des parois intérieures est calculée en fonction de la surface de plancher),
- dimensions et caractéristiques des parois vitrées.

Les caractéristiques des parois opaques sont ensuite traduites en produit de construction en se référant à une base de données prédéfinie.

Le calcul de la température opérative est effectué par un modèle simplifié (l' « admittance method » [8]) développée par le CIBSE (Chartered Institution of Building Services Engineers).

La méthode ne propose qu'une solution de conception.

Travail de Khajehpour
Khajehpour [9] a développé un outil d'optimisation de la conception d'un bâtiment afin d'aider les investisseurs à rentabiliser leurs projets.

Pour cela, il travaille sur un outil d'aide à la conception d'un gratte-ciel parallélépipédique basé sur un système poteaux-poutres.
Il optimise par un algorithme génétique l'écart entre les poteaux en largeur et en profondeur ainsi que leur nombre, ce qui a pour effet de jouer sur les dimensions du parallélépipède.

Le nombre d'étages est déterminé en fonction de la surface nécessaire ainsi que la largeur et la profondeur du bâtiment.
Une des dimensions (largeur ou profondeur) du cœur technique est définie aléatoirement puis l'autre est déduite en fonction de la surface du cœur, qui est un prorata de la surface d'un étage.
Les dimensions de parties telles que les escaliers et les ascenseurs sont ensuite déterminées par des règles de calcul.
Le taux de vitrage, la structure de la paroi ainsi que les matériaux de la structure et des parois sont également optimisés.

L'évaluation des besoins énergétiques est effectuée par un modèle simplifié développé par l'ASHRAE (American Society of Heating, Refrigerating and Air Conditioning Engineers) et basé sur l'évaluation des besoins de chauffage et de climatisation sur 12 jours, représentant chacun 1 mois. Les besoins d'éclairage pour tout le bâtiment ainsi que d'énergie pour les ascenseurs et les équipements sont définis de manière forfaitaire.
L'auteur utilise un algorithme génétique pour minimiser le coût d'investissement et le coût d'exploitation et maximiser les loyers perçus. Il effectue dans un deuxième cas une optimisation de la rentabilité des bâtiments. L'algorithme génétique retenu dans ce travail utilise l'élitisme et inclut les solutions élitistes dans la reproduction.
Plusieurs contraintes géométriques sont appliquées aux solutions. Les solutions ne respectant pas ces contraintes géométriques sont supprimées et remplacées par des solutions générées aléatoirement. De plus, un des gènes utilisés concerne le matériau de la structure du bâtiment. En fonction du matériau de structure, certains gènes peuvent ne pas être pris en compte ou se voir imposer une valeur. Ce fonctionnement a été mis en place afin de supprimer des combinaisons irréalistes, par exemple entre les matériaux des parois et le matériau de la structure.

Travail de Wang
Wang et al. [10] optimisent eux aussi la forme d'un bâtiment de bureau mais selon le coût et l'éxergie[2] au cours du cycle de vie du bâtiment (40 ans).

La forme du bâtiment est décrite comme un polygone avec un nombre de côtés variable dont la taille des différents côtés et les angles entre les côtés successifs sont optimisés. Il n'y aucun aménagement intérieur, les étages sont des open-space. Le nombre de côtés du polygone optimisé est défini par l'utilisateur. La Figure 3 montre des résultats obtenus pour un cas de test à Montréal.
Le matériau de structure (béton ou acier), les dimensions et types de fenêtres, les différents matériaux des parois opaques et leurs épaisseurs ainsi que les dimensions des casquettes sont également optimisés. Le choix de la structure influe sur la définition des murs en excluant certaines constitutions de mur irréalistes.

[2] L'éxergie est le travail que l'on peut obtenir d'un matériau quand il est porté à un état d'équilibre avec son environnement par un processus réversible, en interagissant seulement avec son environnement [11]

La méthode d'optimisation utilisée est un algorithme génétique utilisant l'élitisme et un processus de niche.

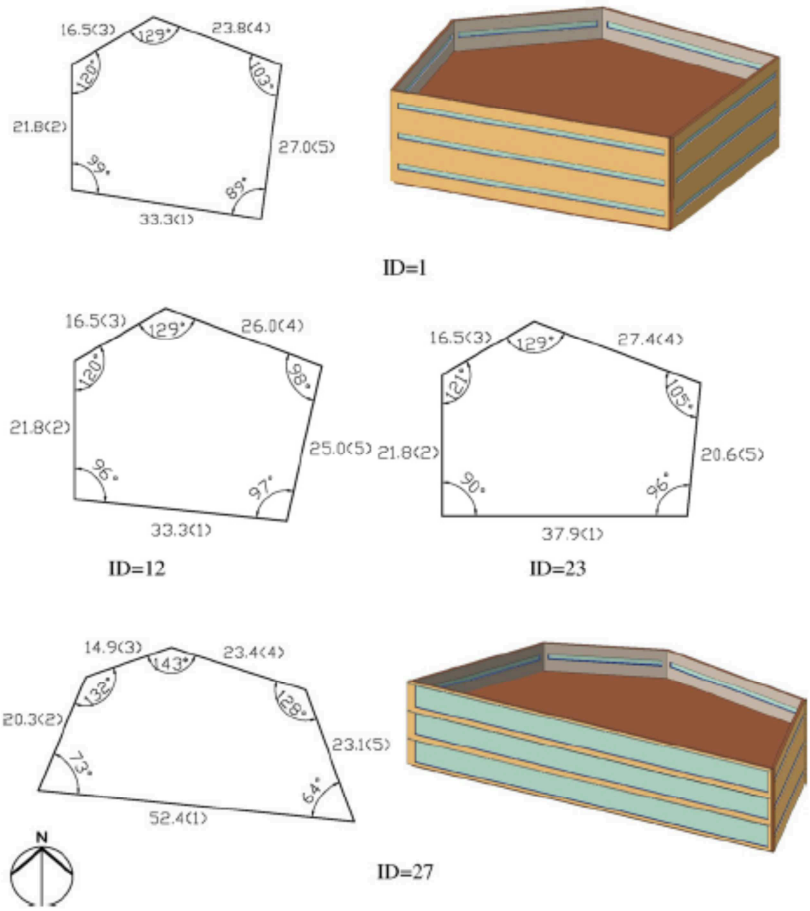


Figure 3 : Exemple de résultats obtenus pour un pentagone à Montréal [10]

BeOpt

L'outil d'aide à la conception BeOpt [12] cherche à optimiser la conception d'un bâtiment en fonction du coût de construction et de la consommation énergétique en travaillant sur l'enveloppe du bâtiment (surface vitrée par façade et longueur de casquette exclues) et les systèmes (CVC, éclairage, électroménager) afin d'obtenir un bâtiment à énergie nulle (NZEB : Net Zero Energy Building). Si l'utilisateur le souhaite, il peut en option optimiser certains éléments de la géométrie (orientation, rapport largeur/profondeur du bâtiment et distance aux bâtiments voisins) ainsi que les surfaces vitrées par façade et les longueurs de casquette.

La géométrie du bâtiment et les masques extérieurs sont renseignés à l'aide de logiciel de CAO et d'esquisse tel SketchUp.
La méthode d'optimisation est différente des travaux précédents et se base sur une optimisation paramètre par paramètre. La méthode part d'une solution initiale et simule toutes les solutions possibles qui modifient uniquement un paramètre par rapport à la solution initiale. Elle retient la « meilleure », c'est-à-dire celle qui diminue le plus le coût en faisant des économies d'énergie.

La solution initiale est alors remplacée par la « meilleure » solution et le paramètre modifié entre la solution initiale et la « meilleure » solution n'est alors plus testé.
La méthode itère ainsi jusqu'à ce que le coût de l'énergie économisée par la « meilleure » solution possible soit égal à celui de l'énergie produite par l'installation de module photovoltaïque.

Il est possible de définir certaines combinaisons de valeurs de paramètres à évaluer ou au contraire à ne pas traiter.

Cet outil utilise le logiciel de simulation thermique dynamique DOE-2 [6].

BeOpt est destiné au concepteur, d'où le développement d'une interface de saisie du problème d'optimisation et probablement le choix de la méthode d'optimisation.

Analyse des travaux antérieurs optimisant la géométrie
Les algorithmes génétiques sont utilisés dans 3 des 5 travaux présentés, tandis que les 2 autres utilisent respectivement la méthode du simplex et une optimisation paramètre par paramètre.

Dans 2 des 5 travaux, les modèles utilisés pour l'évaluation des consommations énergétiques sont des modèles simplifiés. Pour un autre, l'information n'est pas disponible et les 2 derniers utilisent un logiciel de simulation thermique dynamique. Le choix des modèles simplifiés s'explique notamment par un temps de calcul plus faible et la complexité à automatiser la définition des adjacences entre les différents espaces dans les logiciels de simulation thermique dynamique, alors que celles-ci peuvent évoluer au cours de l'optimisation [13]. Caldas, ayant défini les adjacences entre espaces dans ces hypothèses de travail, peut donc utiliser plus facilement un logiciel de simulation thermique dynamique.
L'intérêt des modèles simplifiés dépend de l'adéquation entre le gain de temps, la perte de précision et la précision nécessaire au bon fonctionnement de la démarche.

Dans ces cinq travaux, la géométrie extérieure est définie et ses dimensions optimisées.
Une alternative peut être d'optimiser, au sein d'une même optimisation, les dimensions de plusieurs formes prédéfinies afin de travailler sur la géométrie extérieure, tout en ayant une géométrie intérieure correspondant au projet étudié et en permettant de faire des évaluations fiables des besoins d'éclairage artificiel et de la répartition des apports solaires.

La démarche définie par Wang et al. permet d'optimiser la forme mais empêche de travailler sur la géométrie intérieure, ce qui est gênant pour l'éclairage et peut donc fausser l'optimisation notamment si le bâtiment étudié est un immeuble de bureau non agencé en open-space. Or l'éclairage étant un important poste de consommations énergétiques pour certains types de bâtiment (ex : bâtiment de bureaux), une bonne prise en compte de l'éclairement naturel est nécessaire pour pouvoir évaluer les consommations d'éclairage et limiter l'erreur dans l'évaluation des consommations énergétiques des solutions.

L'optimisation des caractéristiques énergétiques réalisée en même temps que celle de la géométrie restitue les meilleures performances des différentes formes et évite que le choix des formes retenues soit dépendant des caractéristiques énergétiques choisies pour leur évaluation. Cela permet de réellement comparer le potentiel des différentes géométries proposées.

Le temps de calcul peut être réduit par l'utilisation d'un modèle simplifié mais également par une optimisation paramètre par paramètre couplé à un logiciel de simulation thermique dynamique. Ce couplage garantit un bon niveau de précision dans l'évaluation des solutions mais ne garantit pas l'obtention de solutions optimales du fait d'une faible prise en compte des interactions entre paramètres.

Les travaux présentés n'étant pas en mesure de garantir que les solutions qu'ils proposent respectent toutes les réglementations, une réponse possible est de proposer plusieurs solutions afin de diminuer la probabilité de ne fournir que des solutions de conception irréalistes.
Une autre réponse possible et utilisée partiellement par certains travaux est d'utiliser des règles expertes pour tester la faisabilité des solutions proposées. Khajehpour et Wang ont notamment recours à une utilisation pertinente de l'algorithme génétique, en ne laissant pas s'exprimer certains gènes (ex : matériaux des parois) en fonction de la valeur d'un autre gène (le matériau de structure) pour supprimer des solutions irréalistes.

Etudes	Fonctionnement	Points forts	Points faibles
GENE_ARCH	Utilise un algorithme génétique pour optimiser différents paramètres (géométrie et enveloppe) selon les besoins énergétiques évalués avec DOE-2. Géométrie et paramètres géométriques à optimiser définis par le concepteur.	• Travail réalisé par une architecte ➔ tient donc compte des besoins et des attentes des architectes • Utilisation d'un logiciel de simulation thermique dynamique (DOE-2) • Avec un modèle d'évaluation de l'éclairage basé sur une mesure de l'éclairement naturel • Optimisation de la géométrie et des caractéristiques de l'enveloppe • Fournit plusieurs solutions de conception en multicritères	• Travail orienté plus vers la stimulation de l'imagination des concepteurs que vers la proposition de solutions • Test non concluant d'un couplage avec une grammaire de formes
Bouchlaghem	Utilise la méthode du simplex. Optimise les dimensions et l'orientation d'un bâtiment parallélépipédique en fonction du confort (bâtiment fonctionnant en régime libre), évalué par un modèle simplifié.	• Fonctionnement rapide →	• Modèle simplifié d'évaluation des températures du bâtiment • Ne travaille que sur une solution de conception • Risque d'obtention d'une solution de conception irréaliste
Khajehpour	Utilise un algorithme génétique afin d'optimiser un bâtiment parallélépipédique basé sur un système constructif poteaux-poutres. Les objectifs sont différents indicateurs financiers destinés à évaluer la rentabilité de l'investissement.	• Travail sur la géométrie en testant la faisabilité via un jeu de contraintes (recours à des règles expertes) • Utilisation pertinente de l'algorithme génétique afin de supprimer des combinaisons de paramètres irréalistes	• Modèle simplifié d'évaluation des besoins énergétiques • Pas de prise en compte de l'éclairement naturel dans les besoins d'éclairage ○ Modifie le rapport entre apports solaires et surfaces déperditives
Wang	Utilise un algorithme génétique pour optimiser le coût et l'exergie sur la durée de vie du bâtiment. Permet de travailler avec différentes formes et d'optimiser les dimensions (angles et longueurs).	• Méthode peut étudier différentes formes géométriques → • Utilisation pertinente de l'algorithme génétique afin de supprimer des combinaisons de paramètres irréalistes	• Agencement nécessairement en open-space ➔ Erreur sur l'évaluation des besoins d'éclairage si non aménagés en open-space • mais une seule forme géométrique étudiée par optimisation • Manque d'information sur le modèle d'évaluation des consommations énergétiques
BeOpt	Se base sur une optimisation paramètre par paramètre pour obtenir un bâtiment à énergie nulle, le moins cher possible. Géométrie définie par le concepteur et éventuellement optimisée pour certains paramètres.	• Fonctionnement rapide ○ Optimisation paramètre par paramètre→ • Utilisation d'un logiciel de simulation thermique dynamique • Outil destiné au concepteur (Interface de saisie du problème, lien avec les logiciels de CAO)	• Recherche des interactions entre paramètres (positives ou négatives) faites par l'utilisateur ○ Ecart inconnu entre les solutions obtenues et les solutions optimales

Tableau 1 : Tableau récapitulatif des travaux d'optimisation de la conception de bâtiments (géométries incluses)

1.1.1.2 Travaux n'intégrant pas d'optimisation de la géométrie

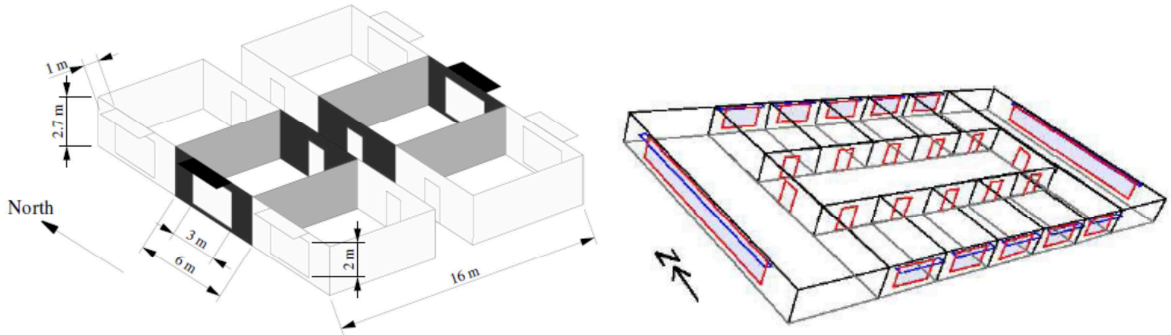
Dans cette partie, nous présentons trois travaux traitant de l'optimisation de la conception des bâtiments mais ne travaillant pas sur la géométrie à l'exception des taux de vitrages et de la longueur des casquettes.
Les travaux sont présentés dans un premier temps, une analyse de ces travaux est ensuite effectuée et le tout est résumé au Tableau 2.

Travaux de Wetter

Wetter [14-16] vise à optimiser un bâtiment du point de vue énergétique (chauffage, climatisation, éclairage et ventilation) en traitant les paramètres liés aux longueurs de casquettes et aux dimensions des fenêtres, à la gestion des protections solaires en fonction du rayonnement incident et à deux températures de déclenchement des mécanismes de rafraichissement nocturne, une pour l'hiver et l'autre pour l'été. L'objectif optimisé est la consommation d'énergie primaire annuelle pour le chauffage, la climatisation, la ventilation et l'éclairage.

Selon Wetter, les solveurs des logiciels de simulation énergétique des bâtiments (notamment Energy Plus [17]) adaptent leurs pas de discrétisation pour l'intégration et la dérivation afin de garantir que l'approximation numérique faite pour la résolution des dérivées et intégrales entraîne un niveau d'erreur faible sur l'évaluation des fonctions. Or, selon Wetter, cela engendre un risque de discontinuité dans la dérivée et de non dérivabilité de ces fonctions vis-à-vis des paramètres étudiés, notamment celles concernant les besoins de chauffage ou de climatisation. Ce risque de discontinuité des dérivés des fonctions d'évaluation, conjugué à l'absence de formule définissant la fonction consommation énergétique des cas testés, empêche, à priori, d'utiliser les méthodes d'optimisation basées sur le gradient.

Néanmoins l'auteur décide quand même de comparer plusieurs méthodes d'optimisation déterministes et stochastiques sur deux cas de test, ceux-ci représentent deux bureaux (en noir sur la Figure 4a) et un étage d'un bâtiment tertiaire (cf. Figure 4b).



(a) Simple office building. (b) Detailed office building.

Figure 4 : Cas de test utilisés par Wetter

Les mesures de comparaison des différentes méthodes d'optimisations utilisées par Wetter sont la distance entre la plus faible valeur de consommation de toutes les optimisations et la plus faible valeur obtenue par chaque méthode d'optimisation.

Il ressort de cette expérience que les méthodes d'optimisation les plus performantes sont :

- un algorithme génétique simple,
- l'algorithme Hooke-Jeeves,
- un algorithme hybride entre l'essaimage de particules et le Hooke-Jeeves.

L'algorithme génétique est un peu moins précis que les deux autres mais nécessite moins de simulations ce qui le rend plus rapide. Cependant, l'algorithme génétique utilisé est basique et ses caractéristiques n'ont pas été choisies en fonction du problème à traiter.
De plus, il faut noter que les performances de l'algorithme génétique s'améliorent par rapport aux performances des autres méthodes d'optimisation, entre le cas à 4 paramètres et le cas à 13 paramètres.

Travail de Magnier
Magnier [18, 19] optimise la conception d'une maison individuelle.

Pour cela, il compare entre eux 3 algorithmes génétiques différents, dont 2 qu'il a développés.
Les fonctions objectifs sont la consommation énergétique (chauffage, climatisation et ventilation) ainsi qu'un indice de confort basé sur le PMV [20]. Ces objectifs sont évalués par des réseaux de neurones.
L'auteur compare les résultats de ces algorithmes avec : un cas réel, des cas aléatoires et des cas respectant les bonnes pratiques actuelles au Canada.
Pour ce cas de test, les algorithmes génétiques couplés au réseau de neurones fournissent de meilleurs résultats que les règles de l'art et que les cas aléatoires.

L'auteur évalue ensuite la précision du réseau de neurones utilisé, en comparant ses résultats sur huit cas (choisis aléatoirement) avec les résultats obtenus par TRNSYS [21].Il obtient des erreurs comprises entre 1% et 3,3% selon les postes.
Le nombre d'évaluations très élevé ($1.4\ 10^5$) appelées par l'algorithme génétique (NSGA-II [22]) pour 20 paramètres (gestion des systèmes CVC, taille des fenêtres, inertie des planchers) signifie, selon l'auteur, qu'une optimisation avec TRNSYS comme modèle d'évaluation n'aurait pas été possible du fait du temps de simulations exorbitants (environ 10 ans).

MultiOpt
Pernodet [23, 24] a travaillé, quant à elle, sur la rénovation des bâtiments et notamment l'apport de système de rafraichissement passif et hybride dans la rénovation.
Pour une géométrie donnée, elle a cherché à optimiser la rénovation d'un bâtiment en fonction de plusieurs objectifs (consommation énergétique, coût d'investissement, confort thermique, confort acoustique, impact environnemental).

L'outil MultiOpt qu'elle a développé se base sur l'algorithme génétique NSGA-II [22] et le logiciel de simulation dynamique TRNSYS [21]. Les consommations énergétiques et l'inconfort thermique sont évalués par TRNSYS et son type 56. Les autres objectifs sont évalués à partir de modèles implémentés dans TRNSYS.

Le concepteur fournit un fichier au format du logiciel utilisé (TRNSYS) décrivant son projet et indiquant les paramètres qu'il veut optimiser selon des objectifs liés à la thermique du bâtiment mais aussi à d'autres domaines intéressant les concepteurs et les occupants. Il choisit ensuite les valeurs que pourront prendre les paramètres à optimiser.

Pernodet a testé son outil sur deux types de bâtiments en France (un collège et une maison de retraite) afin de le valider.

Analyse des travaux

Les 3 travaux présentés sont représentatifs d'un grand nombre de travaux effectués dans ce domaine.

On trouve différentes manières d'aborder un problème d'optimisation de conception de bâtiments sans traiter la géométrie :

- Comparer plusieurs méthodes d'optimisation (dont certaines développées par l'utilisateur) et le cas échéant en redéveloppant un nouveau solveur de logiciel de simulation thermique dynamique pour pouvoir en utiliser et/ou tester certaines.
- Utiliser un modèle simplifié (réseau de neurones) que l'on adapte à chaque cas et le coupler avec une méthode d'optimisation (les algorithmes génétiques en l'occurrence) voire même développer de nouvelles méthodes d'optimisation afin d'intégrer pleinement ce modèle simplifié dans sa démarche.
- Choisir une méthode d'optimisation existante et la coupler avec un logiciel de simulation thermique dynamique afin de l'intégrer dans un outil destiné aux concepteurs.
- Effectuer le même travail que le cas ci-dessus mais avec un modèle d'évaluation simple.

Les objectifs étudiés dans ces travaux sont variés notamment dans le domaine thermique/énergétique : certains incluent l'éclairage ou la ventilation dépassant ainsi le domaine thermique, certains traitent le domaine thermique à travers le coût des énergies, alors que d'autres optimisent le coût global afin d'optimiser la rentabilité des investissements d'économies d'énergies.

Dans les trois travaux, le concepteur définit les objectifs à étudier, les paramètres à optimiser et les valeurs que peuvent prendre ces paramètres. Cela aide le concepteur à adapter l'optimisation à son projet, en intégrant ces contraintes sur les paramètres.

Différentes méthodes d'optimisation sont utilisées par les auteurs notamment des méthodes qu'ils ont élaborées eux-mêmes.
Les algorithmes génétiques sont utilisés dans les trois travaux dont un où ils sont comparés à d'autres méthodes d'optimisations. Ce travail de comparaison de méthodes d'optimisation montre qu'un algorithme génétique simple obtient de très bons résultats comparés à ceux obtenus par d'autres méthodes et que ces résultats semblent s'améliorer par rapport à ceux des autres méthodes choisies lorsque le nombre de paramètres du problème augmentent.

Magnier utilise des réseaux de neurones couplés à des méthodes d'optimisation. Le recours aux réseaux de neurones peut être intéressant lorsque l'on souhaite utiliser un logiciel de simulation thermique avec un grand nombre de solutions à évaluer car il permet de fortement réduire le temps de calcul. Dans ce cas, le temps de développement du réseau de neurones est amorti par le temps gagné lors de l'optimisation, c'est le cas de ce travail.
Ce type de couplage est utilisé dans de nombreux travaux dans le domaine de l'optimisation du bâtiment.
Cependant, la précision du réseau de neurones développé et les conditions de sa réutilisation avec l'obtention de résultats fiables sont mal définies. Il est donc préférable « d'entraîner » un nouveau réseau de neurones pour chaque nouveau cas de test (modification de la géométrie, du climat, de l'usage, …).
Magnier a comparé l'erreur effectuée par son réseau de neurones par rapport au logiciel de STD utilisé pour l'entrainer, pour l'évaluation des consommations énergétiques de 8 solutions choisies aléatoirement parmi celles obtenues dans son travail. Les erreurs obtenues sont alors de l'ordre de grandeur de l'écart entre différentes solutions et pourrait donc modifier la hiérarchie des solutions. Il faut par conséquent être attentif à ce point lors de l'utilisation de réseaux de neurones.

Au contraire, le travail de Pernodet est représentatif des travaux combinant un algorithme génétique et un logiciel de simulation thermique. Il montre un exemple de couplage entre une méthode d'optimisation déjà développée et un logiciel de simulation thermique dynamique existant, permettant d'obtenir de bons résultats sans développer de nouveaux modèles d'évaluation ou une nouvelle méthode d'optimisation.

D'autre part, le travail de Pernodet est le seul à essayer de prendre en compte les besoins des concepteurs, que ce soit dans la définition du problème d'optimisation par l'utilisation de produits de construction existant dans la définition des parois, ou par une présentation des résultats facilitant leur analyse. Certains outils vont plus loin en permettant de définir le problème d'optimisation et les différents fichiers qui en découlent à partir d'une interface.

Etudes	Fonctionnement	Points forts	Points faibles

Wetter	Développe un solveur pour le logiciel Energy+ permettant d'obtenir des fonctions consommations dérivables par rapport aux paramètres. Compare plusieurs méthodes d'optimisation sur 2 cas de test et 3 climats différents.	• Travail important sur les méthodes d'optimisation
		  ○ Risque de discontinuités et de non-dérivabilités des fonctions consommations des différents postes vis-à-vis des paramètres pour les logiciels de simulation thermique dynamique
		  ○ Comparaison de méthodes d'optimisation sur un problème similaire à celui de ce mémoire
		• Travail sur les dimensions des fenêtres et des casquettes
			• Nécessité de préparer un fichier au format Energy+, en précisant les paramètres et les objectifs

Magnier	Utilise des algorithmes génétiques (dont 2 développés par l'auteur). Couple un réseau de neurones avec les algorithmes génétiques afin d'effectuer une optimisation nécessitant un nombre d'évaluation trop important pour un logiciel de simulation thermique dynamique comme TRNSYS.	• Utilisation de réseau de neurones →	• Inconnue sur la précision du réseau de neurones sur l'ensemble de l'espace des solutions • Evolution de la précision du réseau de neurones en fonction des modifications du problème mal-connue ○ Nécessité d'entrainer un nouveau réseau de neurones à la moindre modification du problème

MultiOpt	L'utilisateur prépare un fichier au format TRNSYS incluant les paramètres et les objectifs. Définition via une interface des objectifs, paramètres et valeurs de paramètres utilisés pour l'optimisation.	• Prise en compte des besoins des concepteurs
		  ○ Utilisation de produits de construction existants
		  ○ Objectifs possibles variés (thermique, éclairage, acoustique, environnement, coût)
		  ○ Présentation des résultats facilitant l'analyse
		  ○ Choix des paramètres et des valeurs de paramètres pour l'optimisation
			• Nécessité de préparer un fichier au format TRNSYS, en précisant les paramètres et les objectifs

Tableau 2 : Tableau récapitulatif des travaux d'optimisation de la conception de bâtiments (géométrie exclue)

1.1.2 Parcours de l'espace des solutions par le concepteur

Nous avons vu précédemment des travaux capables de fournir aux concepteurs des solutions de conception non dominées au cours d'un processus assez long, pouvant être raccourcis au détriment de la précision des modèles d'évaluation ou de l'optimisation. D'autres travaux font le choix non pas d'obtenir des solutions plus ou moins performantes et plus ou moins adaptées aux projets des concepteurs mais de créer un outil utilisant des modèles simplifiés ou des règles expertes afin d'évaluer le projet des concepteurs, en phase amont de conception, en un temps raisonnable (allant de quelques secondes à quelques minutes) vis-à-vis du processus de conception.

La principale raison de développement de ces outils est l'impact fort de la géométrie sur les performances énergétiques et le coût, incitant les concepteurs à évaluer l'impact de leurs choix dès la phase amont de conception. Or selon Ochoa et Capeluto [25], les logiciels de simulation thermique dynamique ne sont pas adaptés aux besoins des architectes car :

- Ils ne suivent pas le mode de raisonnement des architectes, basé sur la définition de principes et de schéma mentaux et impliquent des essais itératifs
- Ils nécessitent des valeurs exactes alors que les architectes n'ont qu'une idée imprécise de leur projet en phase amont de conception
- Ce sont des outils servant à évaluer mais pas à suggérer des pistes de conception ou aider à la conception
- Les architectes qui utilisent ces outils sont obligés de faire un jeu d'essai-erreur ce qui est très lent ou nécessite de l'expérience afin de rapidement trouver des solutions performantes

Certains travaux visent à développer des outils permettant d'évaluer les géométries en phase amont de conception sans connaitre toutes les caractéristiques du bâtiment et notamment celles de l'enveloppe et des systèmes CVC.
Deux solutions existent et sont illustrées dans la suite de ce sous-chapitre :

- Utiliser des modèles simplifiés et des indicateurs évaluant la géométrie sans avoir recours à ces variables inconnues
- Utiliser des règles expertes afin de déterminer des valeurs pour ces variables inconnues, proches de ce qu'elles seront en fin de conception, puis évaluer les solutions avec un logiciel de simulation thermique

1.1.2.1 Utilisation de modèle simplifié

Les membres du projet PACIBA [26] ont choisi d'élaborer une démarche basée sur des modèles de calcul simplifiés (issues de la réduction de modèles plus précis) afin de pouvoir évaluer quasiment en temps réel les modifications qu'un concepteur apporte à son projet.

Quatre indicateurs permettent de renseigner les concepteurs en temps réel sur l'impact de leur choix :

- La compacité, dans ce travail, rapport de la surface de plancher à la surface de l'enveloppe avec une pondération pour les espaces tampons et les locaux non chauffés afin de se rapprocher de la réalité des transferts thermiques
- Le potentiel d'éclairage, calculé à partir des rapports surface vitrée/surface de plancher et profondeur du bâtiment/hauteur de fenêtre sous linteau
- L'ouverture solaire d'hiver, qui est basé sur la méthode des surfaces sud équivalentes, utilise le potentiel de captage des apports solaire de chaleur par m^2 de plancher et tient compte des masques (proches et lointains), de l'orientation et des caractéristiques des fenêtres (cadre et vitrage)
- L'ouverture solaire d'été qui est similaire à celle d'hiver mais basée sur la surface ouest équivalente

Une fois le stade de l'esquisse passé, cet outil revient à des simulations thermiques et d'éclairage afin d'évaluer finement les différentes versions d'un projet étudié par les concepteurs. Le temps de simulation étant alors d'environ 15 minutes par cas du fait du modèle d'évaluation de l'éclairage choisi.

1.1.2.2 Utilisation de règles expertes

À la suite de leur analyse des logiciels de simulation thermique dynamique présentée dans l'introduction de ce sous-chapitre, Ochoa et Capeluto [25] ont développé un logiciel d'aide à la conception de façades performantes dans les climats chauds.

Ce logiciel utilise les données fournies par l'utilisateur (cadre du projet, usage, profondeur du bâtiment) ainsi que les intentions de l'utilisateur en termes de taux de vitrage et de sophistication des systèmes utilisés (CVC, gestions des stores, …).
Le logiciel traduit alors les intentions des concepteurs grâce aux recommandations accompagnant la réglementation israélienne sur l'énergétique du bâtiment et détermine les valeurs manquantes pour l'évaluation des solutions par le logiciel Energy Plus.
En sortie, le logiciel développé donne différentes solutions de conception répondant aux attentes du concepteur et aux règles expertes utilisées (recommandations de la réglementation israélienne), ainsi qu'éventuellement des alternatives avec des valeurs de paramètres modifiées aléatoirement afin de stimuler la créativité du concepteur.
Ces solutions sont accompagnées de leur évaluation et du fichier Energy Plus afin que les concepteurs puissent modifier les alternatives de conception comme il le souhaite.

1.1.2.3 Analyse de l'apport des règles expertes et des modèles simplifiés

Ces deux travaux montrent des alternatives à l'optimisation qui sont l'utilisation de règles expertes ou de modèles simplifiés permettant aux concepteurs d'effectuer un jeu d'essai-erreur de manière rapide afin d'évaluer l'impact des modifications qu'ils apportent à leurs projets en phase amont de conception.

Ce type d'outil est plus facilement acceptable par les concepteurs (le succès d'un outil comme ArchiWizard [27] l'illustre bien) mais il ne peut fournir que des

solutions choisies par le concepteur ou par l'outil mais selon des règles déterministes. Cela oblige le concepteur à ne pas se brider, sauf dans le cas où l'outil introduit une part significative d'aléatoire.

La fiabilité d'un tel outil dépend de la fiabilité des indicateurs choisis ou de la qualité des règles expertes. Le passage à la simulation dans un deuxième temps permet de fiabiliser des choix qui auraient été repoussés mais nécessite de choisir les valeurs manquantes en phase amont de conception ou de travailler sur plusieurs projets en parallèle.

En résumé, par rapport aux travaux étudiés dans le sous-chapitre précédent, ceux-ci vise non pas à optimiser les valeurs manquantes en phase amont de conception mais à ne pas les utiliser (modèles simplifiés) ou à les obtenir par l'expérience (règles expertes).

Synthèse

Les travaux présentés dans ce chapitre donnent des informations intéressantes sur des alternatives possibles pour développer une méthode d'aide à la conception de bâtiments performants.

Les méthodes d'optimisation monocritères ou multicritères et optimisant un ou plusieurs paramètres semblent être les outils privilégiés par les différents auteurs cités pour parcourir l'espace des solutions à la recherche de solutions performantes. Cependant, d'autres travaux choisissent le concepteur comme pilote de la recherche.
Ce chapitre montre donc que les méthodes d'optimisation sont adaptées à la problématique étudiée dans ce mémoire. Dans ce chapitre, les algorithmes génétiques sont utilisés dans une part importante des travaux présentés et se montrent performant vis-à-vis des autres méthodes d'optimisation comme le montre l'étude de Wetter.

La liaison entre la géométrie intérieure et extérieure est complexe à prendre en compte lorsque l'on souhaite à la fois utiliser des logiciels de simulation thermique dynamique et effectuer une optimisation de la forme du bâtiment et de l'agencement des espaces intérieurs [13].
Lorsque l'on souhaite optimiser la forme du bâtiment, il y a donc plusieurs solutions (cf. Figure 5):

- travailler sans géométrie intérieure en utilisant un logiciel de simulation thermique dynamique
- utiliser un modèle d'évaluation simplifié des besoins énergétiques ne nécessitant pas d'information sur la géométrie intérieure [7, 9]
- prédéfinir les adjacences de manière à pouvoir dilater/compresser les formes étudiées que ce soit la forme globale ou que ce soit chaque espace intérieur [13]

Afin de faciliter l'utilisation de leurs outils par les concepteurs, certains auteurs ont essayé d'en diminuer le temps de fonctionnement que ce soit en utilisant des modèles d'évaluation simplifiés ou en cherchant à obtenir des « bonnes solutions » plutôt que des solutions optimales néanmoins cela se fait au détriment de la précision de l'outil (modification possible de la hiérarchie des solutions et écart inconnu entre les « bonnes solutions » et les solutions optimales).

L'adaptation des outils d'aide à la conception aux besoins des professionnels passe également par une bonne prise en compte des contraintes de leurs projets et de leurs aspirations. Ces contraintes et ces aspirations peuvent être prises en compte soit directement par la méthode développée (intégration des réglementations ou de règles expertes) soit indirectement en définissant les paramètres à optimiser et les valeurs que peuvent prendre ces paramètres ainsi qu'éventuellement comme dans l'outil BeOpt par la définition de combinaisons de valeurs de paramètres à explorer ou à ne pas explorer.

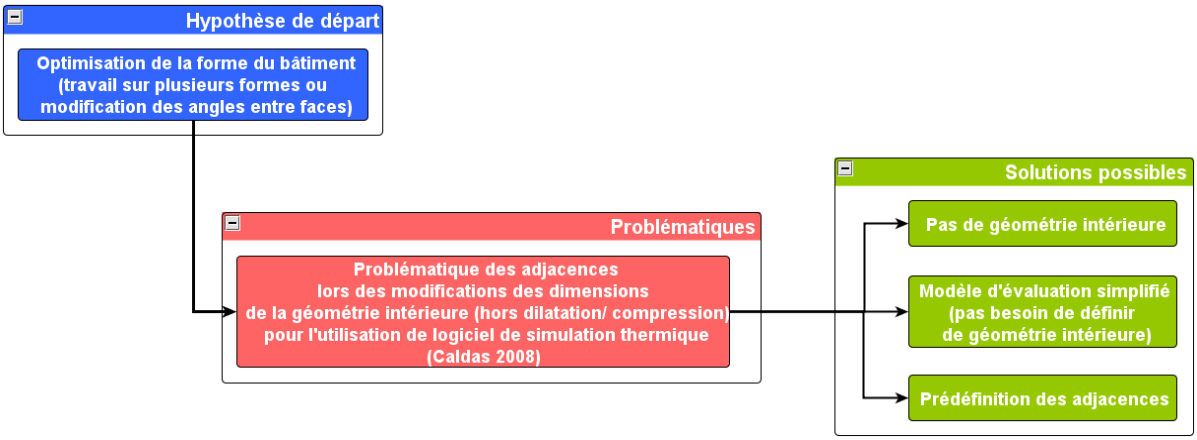


Figure 5 : Problématique des adjacences lors de l'utilisation des logiciels de simulation thermique

1.2 Présentation des méthodes d'optimisation

Introduction

A l'issue de ce premier état de l'art, il ressort que les méthodes d'optimisation sont utilisées dans de nombreux travaux sur l'aide à la conception de bâtiments performants et ont des caractéristiques intéressantes pour répondre à la problématique posée (Elles parcourent l'espace des solutions à la recherche des meilleures solutions).
L'étude des méthodes d'optimisation, dans ce chapitre, permettra de connaître leurs principes de fonctionnement et leurs particularités.
Cette connaissance des méthodes d'optimisation servira à mieux évaluer leurs qualités respectives au regard de la problématique étudiée dans ce mémoire et de leur apport potentiel pour répondre à cette problématique.

Pour cela, ce chapitre commencera par un ensemble de définition généraliste, avant de présenter une classification des méthodes d'optimisation puis des exemples des différents types de méthodes d'optimisation.

1.2.1 Définitions préliminaires

Pour commencer cette présentation il est nécessaire de préciser plusieurs définitions utiles à la compréhension des méthodes qui seront abordées dans la suite de cette partie.

1.2.1.1 Définition d'une optimisation

Il est tout d'abord essentiel de définir une optimisation.
Au sens mathématique, une optimisation est la résolution d'un problème qui peut être formulé sous la forme :

Soit f la fonction objectif
Soit g et h des fonctions contraintes
Soit X le vecteur des paramètres avec $X = (x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_n)$, $n \in N^*$
Et $\forall i \ \inf(x_i) \leq x_i \leq \sup(x_i)$
Minimiser f(X)
Tel que $g(X)=0$
$h(X) \geq 0$

Dans une optimisation, maximiser f(x) est équivalent à minimiser – f(x), il est donc possible dans ce cas de se rapporter à la formulation présentée ci-dessus.
Les paramètres x_i, constituant le vecteur X, peuvent être discrets ou continus. Par exemple, dans le cas de l'optimisation d'un bâtiment, on peut aussi bien optimiser l'épaisseur d'isolant (qui est un paramètre continu) que le type de fenêtre (qui est un paramètre discret).
Les fonctions contraintes égalités (type $g(X) = 0$) et inégalités (type $h(X) \geq 0$) peuvent aussi bien être multiples que ne pas exister suivant les problèmes étudiés.

1.2.1.2 Définition d'un optimum

Une solution à un problème d'optimisation est appelée un optimum.
Il en existe 2 types (les définitions ci-dessous sont données dans le cas d'une minimisation de la fonction objectif):

- L'optimum local x_l, est la meilleure solution pour répondre au problème étudié dans un espace restreint. Il est défini par : $\forall y \in V(x_l) \Rightarrow f(x_l) < f(y)$ avec $V(x_l)$ un voisinage de x_l. (Pour plus de précision sur la définition d'un voisinage cf.[28].)
- L'optimum global x_g, qui est défini par : $\forall y \in S, f(x_g) \leq f(y)$ avec S l'ensemble des valeurs possibles pour le vecteur paramètre.

L'optimum global n'est pas nécessairement unique. Les fonctions périodiques (ex : fonction trigonométrique), par exemple, connaissent une infinité d'optima globaux.

1.2.2 Optimisation multicritère

Les définitions présentées ci-dessus sont valables pour l'optimisation d'une seule fonction, appelée optimisation monocritère. Cependant, dans certaines situations, il peut être souhaitable d'optimiser plusieurs objectifs (ces optimisations sont appelées optimisations multicritères). Pour reprendre le cas d'une optimisation liée au bâtiment, on peut souhaiter optimiser à la fois les performances énergétiques et le coût de construction.
Dans ce cas, où les objectifs ne sont pas concomitant, les définitions ci-dessus ne sont plus valables car une solution optimale pour un objectif ne l'est pas nécessairement pour l'autre.
Il est donc nécessaire de donner une définition d'une solution optimale pour plusieurs critères.
Selon Barichard [28], il existe plusieurs approches possibles d'un problème d'optimisation multicritères :

- L'approche de Pareto
- L'agrégation des objectifs
- L'approche par ε-contrainte
- L'approche min-max

1.2.2.1 L'approche de Pareto

Selon Barichard [28], la définition la plus utilisé d'une solution optimale multicritère, est celle de Pareto [29].
Pareto a développé un opérateur mathématique permettant de comparer différents états possibles de la société, en fonction du bien-être de ses membres.
Cet opérateur peut être résumé comme suit, un état de la société est optimal s'il n'existe aucun autre état où le bien être d'un individu ne peut être amélioré sans détériorer celui d'un (ou plusieurs) autre(s) individu(s). Au sens de cet opérateur, un individu vivant très bien au détriment de tous les autres est équivalent à une situation où tous les individus ont un même niveau de bien être (si ce niveau est inférieur à celui du cas précédent).

L'opérateur de dominance définit par Pareto peut être formulé mathématiquement comme suit (dans le cas d'une minimisation des fonctions objectifs) :

- une solution X_a est meilleure qu'une solution X_b (on dit que X_a domine X_b ou que X_b est dominée par X_a) si au moins une des conditions suivantes est respectée:
  - Soit $f_1, \ldots, f_j, \ldots, f_m$ les fonctions objectifs avec $m, j \in N^*$
    Soit $g_1, g_2, \ldots, g_k$ et $h_1, h_2, \ldots, h_l$ des fonctions contraintes avec $k, l \in N$
    Soit X_a et X_b des vecteurs paramètres avec $X=(x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_n)$, $n \in N^*$
    Et $\forall$ i inf $(x_i) \leq x_i \leq \sup(x_i)$
    $$\forall j, 1 \leq j \leq m, f_j(X_a) \leq f_j(X_b) \; et \; \exists j \; tel \; que \; f_j(X_a) < f_j(X_b)$$
    avec $\forall u \in [1; k]$ $g_u(X_a) = 0$ et $g_u(X_b) = 0$
    $\forall v \in [1; l]$ $h_v(X_a) \geq 0$ et $h_v(X_b) \geq 0$
  - $\exists u \in [1; k]$ tel que $g_u(X_b) \neq 0$ et $\forall u \in [1; k] g_u(X_a) = 0$;
    $\forall v \in [1; l]$ $h_v(X_a) \geq 0$
  - $\exists v \in [1; l]$ tel que $h_v(X_b) < 0$ et $\forall u \in [1; k]$ $g_u(X_a) = 0$;
    $\forall v \in [1; l]$ $h_v(X_a) \geq 0$
- une solution X_a est équivalente à une solution X_b, si X_a ne domine pas X_b et si X_b ne domine pas X_a.

Les solutions dominées par aucune autre solution étudiée sont appelées solutions non-dominées.
Les solutions optimales sont l'ensemble des solutions non-dominées de l'espace des solutions possibles pour répondre à un problème.
En d'autres termes, les solutions optimales sont l'ensemble des solutions pour lesquelles on ne peut améliorer la performance pour un objectif sans dégrader celle pour un autre, tout en respectant les contraintes. Une illustration de ce concept de Pareto dominance dans le cas de 2 fonctions objectifs que l'on cherche à minimiser est présentée à la Figure 6 ci-dessous. La solution de référence est en marron. A partir de cette solution, on peut scinder l'espace des solutions en 4 cadrans :

- Les solutions moins bonnes que la solution de référence (en rouge) (ces solutions sont dominées par la solution de référence)
- Les solutions meilleures sur un objectifs mais moins bonnes sur l'autre (en blanc) (ces solutions sont équivalentes à la solution de référence)
- Les solutions meilleures sur les 2 objectifs (en vert) (ces solutions dominent la solution de référence

L'ensemble des solutions optimales forme ce que l'on appelle le front de Pareto.

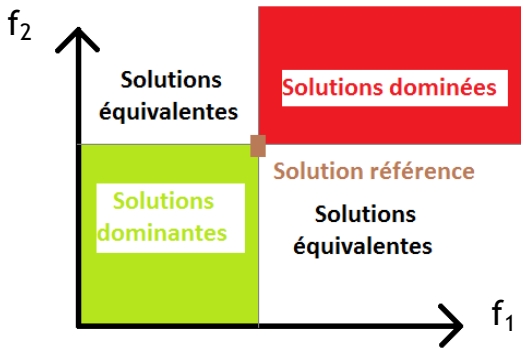


Figure 6 : Illustration du concept de Pareto dominance dans le cas de 2 fonctions objectifs

Il existe de nombreuses approches s'appuyant sur le concept de dominance de Pareto vu ci-dessus pour développer des méthodes où le problème reste multicritère et où tous les objectifs sont traités de la même manière. On peut par exemple citer la méthode du "ranking" [22, 30], qui consiste à trier les solutions selon leurs dominances relatives. Dans cette approche, toutes les solutions de rang 1 sont les solutions non-dominées, les solutions de rang 2 sont celles qui sont uniquement dominées par les solutions de rang 1, les solutions de rang 3 sont celles qui sont uniquement dominées par les solutions de rang 1 et 2, et ainsi de suite.
Pour plus d'exemples de méthodes basées sur l'approche de Pareto voir [31].

1.2.2.2 L'agrégation des objectifs

Une alternative est d'agréger les différentes fonctions en une seule afin de revenir à une optimisation monocritère. La définition mathématique du problème devient alors :
Soit X le vecteur des paramètres avec X=(x_1, …, x_j, …, x_n), $n \in N^*$
Et ∀ j inf (x_j) ≤ x_j ≤ sup (x_j)
$f_1, \dots, f_i, \dots, f_m$ les fonctions objectifs avec $m \in N^*$
W le vecteur des poids avec W= (w_1, …, w_i, …, w_m) et $\sum_{i=1}^{m} w_i = 1$ avec ∀ i $w_i \in R^{+*}$
Minimiser f(X)= $\sum_{i=1}^{m} w_i . f_i(X)$
Tel que g(X) = 0
h(X) ≥ 0
Les valeurs w_i sont appelés les poids.
Une pondération (c'est-à-dire une valeur du vecteur W) ne permet d'obtenir que certaines solutions du front de Pareto. Pour obtenir un nombre important de solutions du front de Pareto, il est donc nécessaire de répéter plusieurs fois cette optimisation.

Cette approche a donc des désavantages :

- il faut choisir judicieusement les vecteurs W utilisés afin d'obtenir des solutions réparties sur le front de Pareto [28];
- avec cette approche il n'est pas possible d'obtenir l'intégralité des fronts de Pareto non convexes [28] (cf. Figure 7, l'ensemble des points entre A et C ne peut être obtenu.);
- les objectifs étudiés peuvent ne pas être comparables (par exemple, le coût de construction d'un bâtiment et le confort de ces occupants);

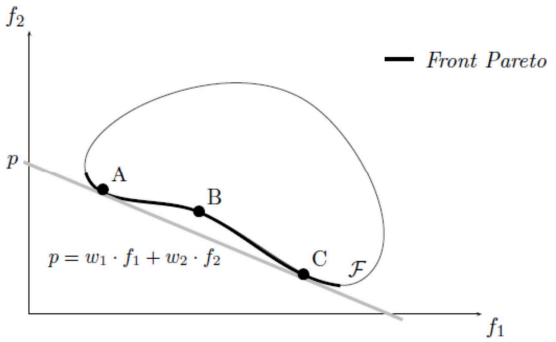


Figure 7 : Illustration de l'approche par agrégation [28]

1.2.2.3 L'approche par ε-contrainte

Le principe de l'approche ε-contrainte est d'effectuer une optimisation sur un critère tandis que les autres sont abordés comme des contraintes. Cette approche peut mathématiquement être formulée :

Soit X le vecteur des paramètres avec X = (x_1, …, x_j, …, x_n), $n \in N^*$
Et ∀ j inf (x_j) ≤ x_j ≤ sup (x_j)
$f_1, \dots, f_i, \dots, f_m$ les fonctions objectifs avec$m \in N^*$
Minimiser f = f_l(X) avec $l \in [1; m]$
Tel que g(X)=0
h(X) ≥ 0
$\forall i\ 1 \leq i \leq meti \neq l, f_i(X) \leq \varepsilon_i\ avec\ \varepsilon_i \in$ R

En modifiant les valeurs des scalaires ε_i, on obtient un ensemble de points optimaux au sens de Pareto.
Cette approche a l'avantage de pouvoir traiter les problèmes non-convexes mais elle nécessite la résolution d'un grand nombre de problèmes d'optimisation [28, 32].

1.2.2.4 L'approche min-max

L'approche min-max se base sur la minimisation de la distance à un point de référence, définit par l'utilisateur. La norme utilisée pour mesurer la distance est la norme L^{∞} dont l'expression est la suivante $L^{\infty} = max_{i \in \{1,\dots,i,\dots,m\}} (B_i - f_i(X))$(avec X le vecteur paramètre, B_i les coordonnées du point de référence et f_i les fonctions objectifs).
Le problème d'optimisation issu de cette approche se formule donc :

Soit X le vecteur des paramètres avec X = (x_1, …, x_j, …, x_n), $n \in N^*$
Et ∀ j inf (x_j) ≤ x_j ≤ sup (x_j)
$f_1, \dots, f_i, \dots, f_m$ les fonctions objectifs avec$m \in N^*$
B le point de référence avec B= (B_1, …, B_i, …, B_m)
Minimiser $max_{i \in \{1,\dots,i,\dots,m\}} (B_i - f_i(X))$
Tel que g(X) = 0
h(X) ≥ 0

Si le point de référence est mal choisi, la résolution de ce problème peut s'avérer laborieuse [28].
Cette approche ne fournit qu'une solution et nécessite un grand nombre d'itérations pour obtenir une bonne approximation du front de Pareto.

1.2.3 Classification des méthodes d'optimisation

Il existe une multitude de problèmes d'optimisation qui se différencient notamment par la taille de l'espace des solutions, les contraintes ou la nature des fonctions objectifs.
Par ailleurs, il existe un grand nombre de méthode d'optimisation plus ou moins adaptées à ces différents problèmes. Par exemple, si les expressions mathématiques des fonctions à optimiser sont connues, certaines méthodes d'optimisation sont plus adaptées que d'autres [30]. Au contraire, si l'on utilise des logiciels de simulation, on ne connait généralement pas l'expression mathématique des fonctions objectifs, c'est ce que l'on appelle des « boites noires » [33]. Il est donc nécessaire dans ce cas d'utiliser d'autres méthodes [30].

Plusieurs classifications des méthodes existent suivant les critères que l'on utilise. En se référant au travail d'Othmani [34], on peut citer plusieurs critères de classification des problèmes tel que :

- l'intervention de l'utilisateur au cours de l'optimisation,
- la nature des fonctions objectifs que peut traiter la méthode d'optimisation,
- la taille de l'espace des solutions.

Les fonctions objectifs pouvant être utilisées dans la suite de ce travail pouvant être issus de « boite noire » (ex : évaluations des consommations énergétiques par STD), c'est-à-dire que l'expression mathématique de la fonction objectif serait inconnue. Il a été décidé de choisir une classification des méthodes d'optimisation basée sur la nature des fonctions objectifs que peut traiter la méthode d'optimisation. La classification établie par Goldberg [30] a été retenue. Elle classe les méthodes d'optimisation en 3 types :

- Les méthodes énumératives dont le principe est d'évaluer toutes les solutions d'un espace de taille finie ou d'un espace infini discrétisé et d'en trouver l'optimum (ou les optima). Cette méthode devient rapidement fastidieuse dès que l'espace des solutions est de grande dimension.
- Les méthodes déterministes se basent sur l'expression mathématique exacte des fonctions objectifs pour rechercher les solutions optimales, parmi celles-ci trois sous-types différents de méthodes existent :
    - Les méthodes dites indirectes qui résolvent les équations de gradient afin de trouver les solutions de gradient nul puis de trouver les optima globaux
    - Les méthodes dites directes qui partent d'un point de l'espace des solutions possibles et parcourent cet espace de point en point en se déplaçant selon le gradient (pour la minimisation, dans la direction du gradient le plus faible)
    - Les autres méthodes n'utilisant pas le gradient mais la valeur de la fonction
- Les méthodes stochastiques que l'on peut scinder en 2 sous-types:
    - Les méthodes aléatoires de parcours de l'espace des solutions qui évaluent des solutions choisies au hasard dans l'espace des solutions possibles
    - Les méthodes pseudo-aléatoires qui utilisent « intelligemment » des tirages aléatoires dans le guidage de la recherche des solutions optimales

Dans la suite, les méthodes déterministes et stochastiques vont être étudiées plus en détail (le fonctionnement des méthodes énumératives n'ayant pas besoin d'être précisé) au travers d'exemples.

La Figure 8 présente un schéma récapitulatif des différents types de méthodes et de leurs caractéristiques (en bleu et en orange) ainsi que les exemples de méthodes qui vont être présentées dans la suite de ce chapitre (en vert).

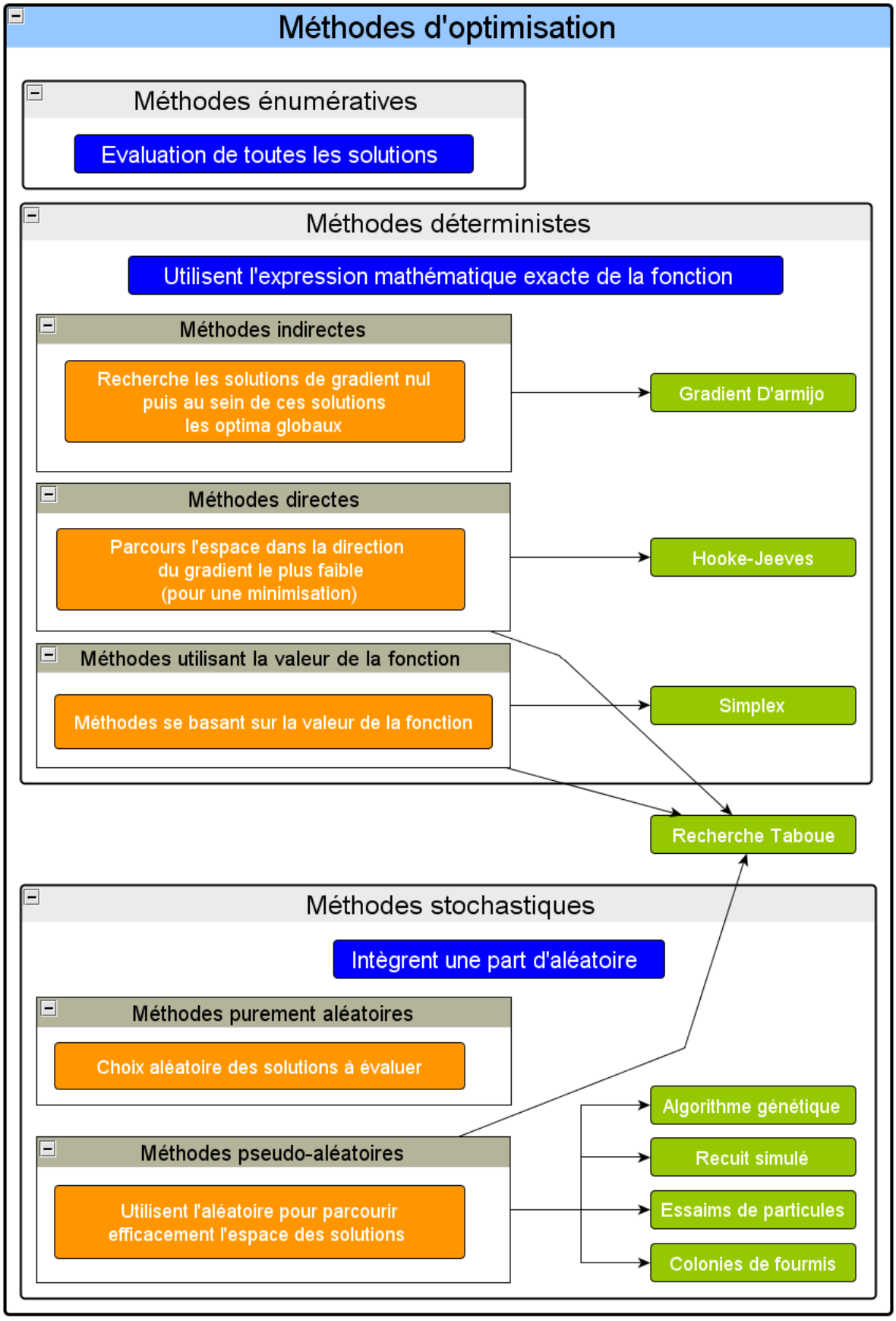


Figure 8 : Schéma récapitulatif des différents types de méthodes et de leurs caractéristiques

1.2.4 Les méthodes déterministes

Les méthodes déterministes (en anglais "deterministic methods") sont parfois appelées méthodes exactes [35] et en anglais « systematic methods » [33] ou « calculus-based methods » [30].
Ces méthodes se basent sur l'expression mathématique exacte des fonctions objectifs et fournissent l'optimum exact et non pas une « bonne » solution proche de l'optimum.
Ces méthodes se basent généralement sur le gradient de la fonction pour trouver les solutions optimales, soit en calculant les solutions qui annulent le gradient (méthodes indirectes) soit en se déplaçant de point en point selon le gradient local (méthodes directes). Pour les méthodes se basant sur le gradient, il est donc nécessaire à minima que les fonctions objectifs soit dérivables par rapport aux paramètres.

Quatre exemples de méthodes déterministes différentes sont présentés ci-dessous.

1.2.4.1 La méthode du gradient d'Armijo

Cette méthode indirecte est applicable si la (ou les) fonction(s) objectif(s) sont C^1 (ensemble des fonctions continues et à dérivés continues) et à valeur finie. Elle approxime les gradients par des différences finies de plus en plus en précise, au fur et à mesure que l'optimisation progresse, afin de trouver les points de gradients nuls. A partir de cette liste des optima locaux, il est alors facile de trouver les optima globaux.
Cette méthode a été décrite par Polak [36].
Dans sa thèse, Wetter [16] teste la méthode du gradient d'Armijo pour minimiser la consommation énergétique annuelle de bureaux, évaluée avec le logiciel de simulation Energy+ [17]. Les logiciels, comme Energy+, ayant des solveurs adaptatifs avec une faible précision, sont susceptible d'engendrer des discontinuités des dérivées de la fonction objectif par rapport aux paramètres (ce point est détaillé au §1.2.4.5). Wetter sachant que le gradient d'Armijo est sensible aux discontinuités de la fonction objectif, a néanmoins souhaité la tester sur un cas d'optimisation monocritère de la performance énergétique de bâtiment, évalué avec Energy+. Pour ce cas de test, cette méthode a obtenu une solution loin de celles trouvées par les autres méthodes d'optimisation.
Wetter recommande donc de ne pas utiliser la méthode du gradient d'Armijo avec des logiciels ayant des solveurs adaptatifs avec une faible précision, comme Energy+, ESP-r [37], TRNSYS[21] ou DOE-2[6].

1.2.4.2 L'algorithme Hooke-Jeeves

Cet algorithme basé sur les travaux de Hooke et Jeeves [38], est une méthode d'optimisation directe.
Le principe de cet algorithme est de rechercher sur un maillage orthogonal centré (en noir sur la Figure 9a) sur la solution actuelle (en marron sur la Figure 9a), si l'on obtient une meilleure solution que celle retenue actuellement (en gris sur la Figure 9a). Si tel est le cas, à l'itération suivante, le maillage (en rouge sur la Figure 9a) est déplacé sur la nouvelle solution (en gris sur la Figure 9a).Sinon, le pas du maillage est diminué (Figure 9b). En plus de cet algorithme basique l'algorithme Hooke-Jeeves augmente le pas du maillage dans les directions qui ont permis d'améliorer la solution lors des précédentes itérations.

L'algorithme s'arrête lorsque le pas du maillage est inférieur à une valeur prédéfinie.

Parmi les travaux en lien avec le bâtiment utilisant cette méthode, il y a ceux de Wetter [15, 39] qui l'utilise pour optimiser la consommation énergétique de bureaux (chauffage, éclairage et climatisation) en se basant sur les apports solaires (taille des fenêtres, taille des casquettes et gestion des protections solaires, orientation …). Wetter [16] l'a également testé en le couplant avec un algorithme d'optimisation par essaims particulaires (ou PSO, pour une présentation du PSO, cf. §1.2.5.3). L'algorithme d'optimisation par essaims particulaires cherche des solutions optimales sur un maillage pendant un certain nombre de générations avant que l'algorithme Hooke-Jeeves ne débute à partir de la meilleure solution de la dernière génération de l'algorithme PSO. Selon Wetter, cet algorithme couplé montre de bonnes performances pour le cas qu'il a testé.

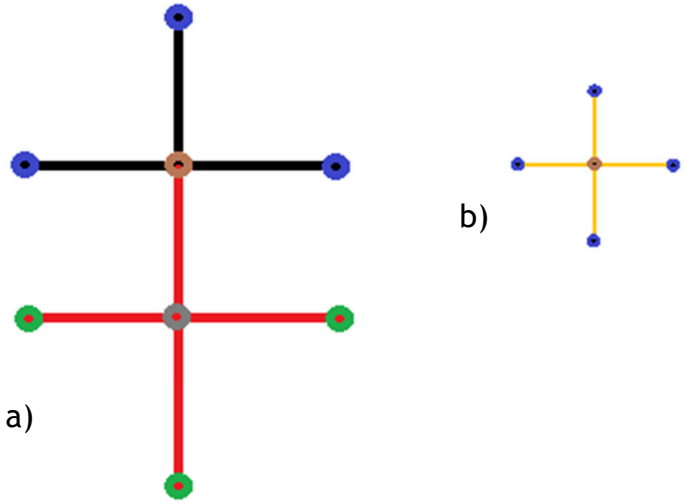


Figure 9 : Illustration du fonctionnement de l'algorithme de Hooke-Jeeves pour 2 objectifs

Sahab et al. [40] ont eux couplé un algorithme génétique et l'algorithme Hooke-Jeeves. L'algorithme génétique est utilisé dans un premier temps pour explorer l'espace des solutions puis le Hooke-Jeeves est utilisé dans un deuxième temps pour raffiner les solutions obtenues par l'algorithme génétique. L'objectif de leur travail est d'optimiser le coût de la structure béton d'un immeuble tout en respectant les réglementations britanniques dans le domaine.

1.2.4.3 La méthode du simplex

La méthode du simplex est une méthode ancienne issue des travaux de Nelder et Mead [41] et qui est connue sous plusieurs autres noms (ex : méthodes Nelder-Mead ou méthode du polytope).
Cette méthode effectue une évaluation directe de la fonction objectif en plusieurs solutions simultanément. Elle n'utilise pas la dérivée de la fonction. Cette méthode utilise n+1 solutions avec n le nombre de paramètres (d'où le nom de polytope, un polytope étant une figure géométrique à n+1 points dans un espace à n-dimensions (ex : un triangle en 2D)). A chaque itération, elle remplace la solution ayant la moins bonne performance par une solution ayant une meilleure performance. Cette solution est obtenue par des fonctions géométriques simples (réflexion, contraction,

expansion, …).Si la solution remplaçante n'obtient pas une meilleure valeur, elle est alors rejetée et le processus de création d'une nouvelle solution est relancé.
Les solutions initiales utilisées par cette méthode peuvent être choisies soit aléatoirement soit par l'utilisateur, par exemple de manière à former une base orthogonale dans l'espace des paramètres.
Plusieurs critères d'arrêt existent. L'un deux consistent à utiliser un seuil sur la variance du polytope.

Certains travaux du domaine du bâtiment utilisent la méthode du simplex. On peut citer notamment ceux de Michelson et Shitzer [42] ou ceux de Wetter et Wright [39].
Michelson et Shitzer [42] utilisent cette méthode pour dimensionner un chauffage solaire à air en optimisant plusieurs paramètres (la taille du collecteur solaire, le débit d'air et le volume de stockage).
Wetter et Wright [39] utilise également cette méthode pour minimiser la consommation énergétique annuelle d'un bureau due à 3 postes (chauffage, climatisation et éclairage), en travaillant sur la taille des fenêtres et des casquettes ainsi que sur le seuil d'éclairement pour la fermeture des protections solaires.

1.2.4.4 Recherche « taboue »

Cette méthode développée par Glover [43], s'appuie sur une méthode de recherche locale et une procédure visant à éviter les optima locaux. Cet algorithme utilise une méthode d'optimisation locale pour chercher la meilleure solution autour d'une autre, puis se déplace vers la meilleure solution obtenue, même si celle-ci est moins bonne que la solution actuelle. Dans ce dernier cas, il y aurait un risque que la méthode boucle indéfiniment entre ces 2 solutions. Pour éviter cela, la méthode garde en mémoire les différentes solutions par lesquelles elle est passée et s'interdit d'y revenir. Ces solutions sont appelées solutions taboues (d'où le nom de la méthode). Le fait de pouvoir aller vers des solutions moins performantes et de ne pas revenir sur les solutions déjà obtenues permet théoriquement à cette méthode de pouvoir « sortir » des optima locaux. Cependant, pour des raisons pratiques (espace de stockage) la liste des solutions « taboues » ne contient souvent que les dernières solutions testées au cours de l'optimisation. (Cette liste peut être remplacée par une liste de transformations interdites afin de refuser les transformations inverses des transformations antérieures.)
Le critère d'arrêt de cette méthode peut être le nombre d'itération soit depuis le début de l'optimisation soit depuis la dernière amélioration de la fonction objectif (ou des fonctions objectifs) [44].

Le classement de cette méthode (déterministe ou stochastique) dépend de la méthode de recherche locale utilisée avec cet algorithme.
Cette méthode est une métaheuristique [44, 45]. (Les métaheuristiques sont présentées au §1.2.5.)

Parmi les travaux en lien avec le bâtiment ayant utilisés cette méthode, on peut citer ceux de Bolat et al. [46] pour la gestion d'un ascenseur ou ceux de Rama Mohan Rao et Sivasubramanian [47] qui l'utilise pour le positionnement d'amortisseur antisismique sur un immeuble.

1.2.4.5 Analyse des méthodes déterministes

D'après les recherches bibliographiques effectuées durant ce travail, ces méthodes semblent peu utilisées dans le domaine du bâtiment à l'exception notable des travaux de Wetter [14-16, 39] qui compare différentes méthodes d'optimisation sur un problème d'optimisation de la conception de bureaux en fonction des apports solaires.
Dans cette partie, trois méthodes différentes ont été présentées représentant les trois types de méthodes déterministes (indirecte, directe, n'utilisant pas le gradient). Une métaheuristique (la méthode taboue) pouvant être déterministe est également présentée.
Les méthodes déterministes basées sur le gradient ont besoin que les fonctions objectifs aient des caractéristiques particulières pour pouvoir garantir l'obtention des solutions optimales tandis que les méthodes n'utilisant pas le gradient ne peuvent garantir l'obtention d'un optimum.

1.2.5 Méthodes stochastiques

Après la présentation des méthodes déterministes, les méthodes stochastiques vont maintenant être présentées afin de connaitre leurs principes de fonctionnement et leurs particularités.

Les méthodes stochastiques sont des méthodes d'optimisation intégrant une part d'aléatoire [30]. Les méthodes stochastiques se scindent en 2 types : les méthodes purement aléatoires et les méthodes pseudo-aléatoires. Les méthodes purement aléatoires ont un fonctionnement très simple (choisir aléatoirement les solutions à simuler) et une efficacité statistiquement très faible comparée aux méthodes pseudo-aléatoires. Ces méthodes ne seront donc pas examinées dans ce sous-chapitre.

Il sera donc uniquement consacré à l'étude des méthodes d'optimisation stochastiques pseudo-aléatoires.
Les méthodes pseudo-aléatoires utilisent l'aléatoire pour parcourir efficacement l'espace des solutions à la recherche des solutions optimales [30]. L'inconvénient majeur des méthodes stochastiques est l'incertitude quant à l'obtention de solutions optimales à chaque utilisation de la méthode [28, 48].

Les méthodes pseudo-aléatoires sont souvent assimilées aux métaheuristiques, pour lesquelles il n'existe pas de définition universellement reconnue [49]. Cependant, on peut en définir quelques caractéristiques en se basant sur plusieurs définitions [49-52].

Les métaheuristiques sont :

- des algorithmes intelligents de recherche de solutions optimales (ou quasi-optimales), qui peuvent être appliqués à une multitude de problème et pas uniquement à un seul, sans modifications (ou avec de très faibles modifications).
- des algorithmes parcourant l'espace des solutions en fonction des résultats obtenus lors des précédentes évaluations.

Les méthodes d'optimisation pseudo-aléatoires sont donc partie intégrante des métaheuristiques. La méthode de recherche taboue est également une métaheuristique [44, 45] alors même qu'elle peut utiliser des méthodes de recherche locale déterministe comme les méthodes de descente (et être de ce fait clairement une méthode déterministe).

Les paragraphes suivants décrivent les principes de fonctionnement de quelques méthodes stochastiques pseudo-aléatoires couramment utilisées.

1.2.5.1 Recuit simulé

Cette méthode se base sur la technique du recuit, utilisée en métallurgie afin de corriger des phénomènes mécaniques néfastes qui se sont produits dans la structure interne du matériau lors de son refroidissement ou d'une déformation du matériau (laminage par exemple). Il peut également permettre d'apporter une fonction supplémentaire au matériau, dopage ou magnétisation par exemple. Son principe est d'élever la température des pièces selon des courbes prédéfinies permettant d'affaiblir les liaisons entre atomes et de faciliter leur diffusion dans le matériau puis de refroidir ces pièces progressivement afin de permettre une bonne cristallisation du matériau [53].
A partir de l'algorithme de Metropolis-Hastings [54] qui permet de décrire les phénomènes thermodynamique du recuit en métallurgie, Kirkpatrick et al. [55] et Cerny [56] ont, indépendamment, décrit ce système et obtenu une méthode d'optimisation en utilisant la mesure de l'énergie interne comme variable à minimiser et la température comme paramètre de contrôle de l'algorithme.
Partant d'une solution donnée, l'algorithme choisit de manière aléatoire une nouvelle solution dans son voisinage:

- Si la nouvelle solution à une valeur plus faible alors la nouvelle solution est acceptée sans restriction.
- Si la nouvelle solution à une valeur plus élevée alors la nouvelle solution est acceptée avec une probabilité $e^{-\frac{\Delta E}{T}}$, où ΔE représente la différence de valeur entre les deux solutions (valeur de la nouvelle solution moins valeur de la solution de base) et T un paramètre de contrôle dont on choisit l'évolution au cours de l'optimisation. Une valeur élevée du paramètre de contrôle permet de parcourir très librement l'espace des solutions (probabilité de retenir une solution à valeur plus élevée proche de 1) puis progressivement de restreindre les déplacements en diminuant sa valeur, tout en les autorisant toujours de manière à ne pas rester « coincé » dans un optimum local.

L'efficacité de cette méthode dépend beaucoup de l'évolution de la valeur du paramètre de contrôle.
Une convergence de la méthode du recuit simulé vers l'optimum global a été démontrée par Aarts et van Laarhoven [57].

Cette méthode est notamment utilisée dans les travaux de :

- Sohn et Small [58], pour évaluer les flux d'air dans un bâtiment multizone
- Yeh [59], couplé à un réseau de neurone pour optimiser le positionnement des pièces dans un bâtiment
- Rama Mohan Rao et Sivasubramanian [47], pour placer des amortisseurs antisismique dans des immeubles.

1.2.5.2 Colonie de fourmis

Cette méthode se base sur la technique de recherche de nourriture des colonies de fourmis.
Lors de leur recherche de nourriture, les fourmis parcourent aléatoirement le voisinage de leur colonie. Lorsqu'une fourmi trouve de la nourriture, elle rentre plus ou moins directement à la fourmilière en marquant son chemin par des phéromones. Les fourmis suivantes passant à proximité de cette trace, la détectent et vont avoir tendance à la suivre en déposant elles aussi des phéromones.
D'autre part, lorsque les fourmis ont créées plusieurs chemins, elles tendent à emprunter majoritairement le plus court. En empruntant le chemin le plus court, elle renforce sa trace tandis que celle des autres chemins tant à disparaître, du fait de la volatilité des phéromones. Les fourmis optimisent ainsi les chemins qu'elles parcourent pour aller chercher leur nourriture [60].
Dorigo [61] a réutilisé ce principe pour en faire un algorithme d'optimisation.
Ce type d'algorithme a d'abord été utilisé pour des problèmes de chemin le plus court avant d'être généralisé à d'autres types de problèmes d'optimisation.
Dans le bâtiment, cet algorithme est utilisé pour des calculs de chemin le plus court appliqué à l'évacuation de bâtiment en cas d'incendie [62] ou à l'aménagement intérieur de bâtiment [63, 64].

1.2.5.3 Essaims particulaires

Ce type de méthode est basé sur des principes d'intelligence collective, issus de l'observation d'insectes comme les abeilles ou les oiseaux et modélisé par Reynolds [65] dans le cadre de travaux sur les images de synthèse. Elle a été développée par Kennedy et Eberhart [66], l'objectif était alors de modéliser des interactions sociales entre des agents devant atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun, chaque agent ayant une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information.
Ces méthodes utilisent plusieurs solutions réparties au travers de l'espace des solutions et se déplaçant à une vitesse variant à chaque itération. Le calcul de cette vitesse dépend de trois paramètres :

- la vitesse de la particule à l'itération précédente,
- la meilleure performance obtenue par cette particule,
- la meilleure performance obtenue par l'ensemble de ses voisines.

La particule tend à se diriger vers sa meilleure performance et la meilleure performance dont elle a connaissance tout en étant « entraînée » par sa propre vitesse (cf. Figure 10). La nouvelle vitesse est calculée selon la formule suivante :

$$V_{k+1} = \omega V_k + a\left(P_g - X_k\right) + b\left(P_l - X_k\right)$$

Avec $V_{k+1} = X_{k+1} - X_k$

ω : l'inertie des particules (définie par l'utilisateur)

P_g : la meilleure solution obtenue par les particules au voisinage de la particule d'étude

P_l : la meilleure solution obtenue par la particule

a : une variable aléatoire comprise entre 0 et m, avec m la pondération maximale de la distance à la meilleure solution obtenue par l'ensemble des voisines de la particule (définie par l'utilisateur)

b : une variable aléatoire comprise entre 0 et n, avec n la pondération maximale de la distance à la meilleure solution obtenue par la particule (définie par l'utilisateur)

X_k : la position actuelle de la particule

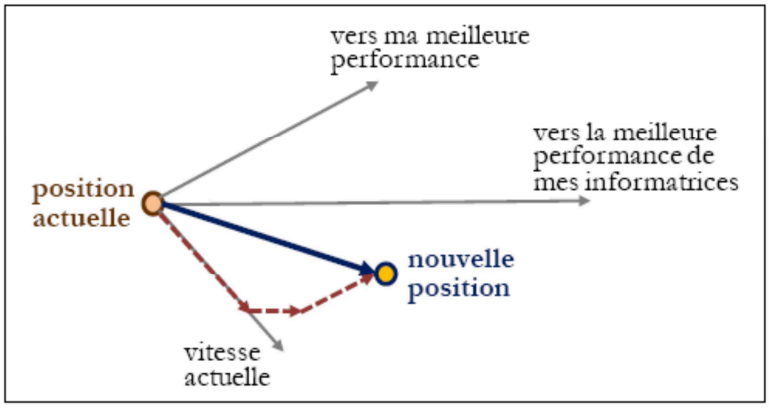


Figure 10 : Schéma du principe de déplacement d'une particule (d'après[23])

Cette méthode est notamment utilisée par Wetter [16] dans le cadre de sa thèse, dont une partie vise à comparer plusieurs algorithmes pour l'optimisation énergétique de bureaux vis-à-vis des apports solaires. Cette méthode est également utilisée pour l'optimisation d'un système de coproduction de chaleur et d'électricité [67] et l'optimisation de la gestion de la climatisation et de la ventilation naturelle [68]. Wetter [16] l'a couplé avec l'algorithme Hooke-Jeeves (cf. §1.2.4.2) et a obtenu de bonnes performances.

1.2.5.4 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont basés sur la théorie de l'évolution de Darwin, il vise à chaque itération à faire disparaître les solutions les moins adaptées au problème posé et à mettre en valeur les autres en fonction de leur degré d'adaptation au problème. De ce fait, ce type d'algorithme fait partie des algorithmes évolutionnaires [22].

Ce type d'algorithme a été créé par Holland [69] avant que de nombreux travaux y soient consacrés par la suite, on peut notamment citer les travaux de Goldberg [30], de Zitzler [70-72] et de Deb [22, 73, 74]. Un historique des travaux sur les algorithmes génétiques a été réalisé par Coello [31].

Par analogie avec la génétique, chaque solution est considérée comme un chromosome, chaque paramètre comme un gène et chaque valeur de paramètres possibles comme un allèle.

Un algorithme génétique travaille sur plusieurs solutions en parallèle, on appelle cet ensemble de solutions : « population ».

La population de solution suit le processus de reproduction présenté à la Figure 11, inspiré du processus de reproduction des mondes animal et végétal.

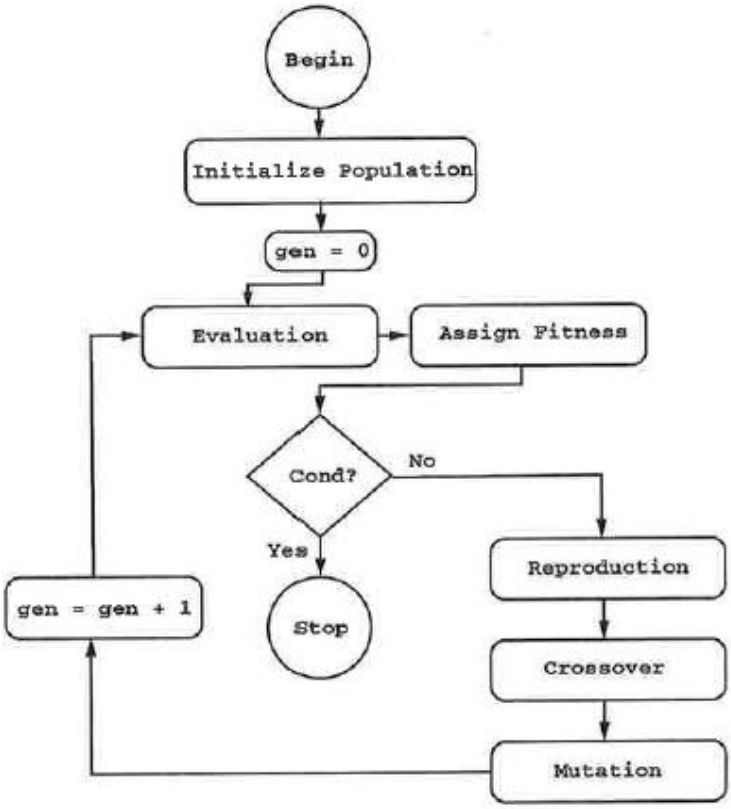


Figure 11 : Schéma de principe du fonctionnement d'un algorithme génétique [22]

Le processus commence par une population initiale qui est choisie aléatoirement ou non. Toutes les solutions de cet ensemble sont évaluées et les « parents » de la génération suivante sont alors sélectionnés par divers opérateurs. Ces opérateurs de sélection peuvent notamment avoir la forme de :

- un tournoi qui compare plusieurs solutions choisies aléatoirement (2 ou plus entre elles), la (ou les) solution(s) avec la (ou les) meilleure(s) performance(s) est (sont) alors retenue(s)
- une roue de loterie, les solutions sont réparties sur la roue soit avec une portion équivalente pour toutes les solutions soit avec une portion proportionnelle à leurs performances, la roue est ensuite lancée et une solution est retenue.

Dans les méthodes les plus performantes, l'opérateur de sélection est créé de manière à maintenir une diversité des solutions parmi les solutions non dominées en utilisant un processus de niche (utilisation de plusieurs sous-populations réparties dans l'espace des solutions) ou en incluant une mesure du nombre de solutions proches [31].

Les solutions sélectionnées sont ensuite utilisées dans le processus de « reproduction » qui est généralement constitué d'une phase de croisement (ou crossover) et d'une phase de mutation.

L'opérateur de croisement forme des nouvelles solutions à partir des valeurs de paramètres des « parents » tandis que la mutation vise à maintenir une certaine diversité dans la population de solutions en modifiant de manière aléatoire une partie des gènes des solutions de la population. La mutation peut permettre d'apporter à la population de solutions des allèles non présents dans la population initiale ou des allèles que la sélection lui a fait perdre prématurément [30].

La mutation peut aussi permettre de « sortir » les solutions de l'algorithme d'un optimum local par la part d'aléatoire qu'elle introduit.
Le processus d'optimisation s'arrête lors de l'atteinte d'un critère fixé au préalable comme le nombre de génération ou un seuil limite d'amélioration des solutions au cours de plusieurs générations.
Dans certains algorithmes, un opérateur dit « élitiste » vise à conserver les meilleures solutions de la population constituée des « parents » (solutions de la génération précédente retenues pour la reproduction), des « enfants » (solutions nouvellement créées) et des solutions élitistes des générations précédentes. Cette population est généralement d'une taille limitée, ce qui peut engendrer la suppression de solutions non-dominées au sein de cette population. Selon les algorithmes, les solutions retenues par cet opérateur peuvent intervenir dans le processus de reproduction.
Dans leurs travaux, Deb [22], Wetter [16] et Znouda et al. [75] listent les avantages des algorithmes génétiques :

- Les AG sont une méthode d'optimisation robuste. Quel que soit le choix des paramètres de l'algorithme, la qualité des solutions obtenues reste bonne. Il existe même une preuve de convergence d'au moins une solution sur le front Pareto-optimal à certaines conditions pour un nombre fini de générations [76].
- L'utilisation des AG ne nécessite aucune condition sur la structure du problème d'optimisation ou sur les fonctions objectifs, il n'est pas indispensable d'avoir des connaissances particulières sur les propriétés mathématiques du problème à traiter.
- L'algorithme travaillant avec plusieurs solutions en parallèle et utilisant des règles de transition probabilistes (probabilité de croisement et de mutation), la probabilité d'obtenir un optimum local (ou des optima locaux) est faible [30]. Cette caractéristique est renforcée pour les algorithmes visant à répartir les solutions sur le front des solutions non-dominées, que ce soit à travers un processus de niche ou une mesure des distances entre solutions.
- Les solutions obtenues avec la méthode des AG constituent un ensemble de bonnes solutions proches de l'optimum. Cette diversité de solutions peut être plus intéressante qu'une solution unique (surtout dans le cas d'une optimisation multicritère).
- Les AG permettent également de traiter les problèmes contraints.

Ce type d'algorithme est régulièrement utilisé dans les problèmes de transferts thermiques notamment dans le bâtiment [77]. On peut notamment citer les travaux de :

- Magnier et Haghighat [19] qui l'utilise pour l'optimisation de la consommation énergétique et du confort d'une maison individuelle,
- Znouda et al. [75] pour minimiser la consommation énergétique d'un bâtiment en Tunisie
- Tuhus-Dubrow et Krarti [78] pour optimiser la conception d'un immeuble d'habitation aux Etats-Unis en fonction de certaines caractéristiques géométriques et thermiques du bâti.

1.2.5.5 Présentation de deux algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques étant performants (cf. [16]) et régulièrement utilisés pour résoudre des problématiques similaires à celle traitée dans ce mémoire. Deux exemples d'algorithmes génétiques vont être présentés afin de mieux comprendre leur fonctionnement.
Au sein des algorithmes génétiques, deux algorithmes semblent être particulièrement efficaces et couramment utilisés [28, 72, 79] : Le NSGA-II [22] et le SPEA2 [72]. Nous allons les présenter ci-dessous.

Présentation du NSGA-II

Le NSGA-II (Non Dominated Sorting Genetic Algorithm 2) est une amélioration du NSGA [73], c'est un algorithme élitiste.
L'algorithme commence par une population initiale, aléatoire ou non. Cette population est classée en fonction de deux opérateurs. Les solutions sont classées par rang en fonction de l'opérateur de domination de Pareto. Les solutions de rang j sont dominées uniquement par les solutions de rang 1 à j-1.
Au sein des rangs, un classement est ensuite établi en fonction de la « crowding distance ». La crowding distance est la distance entre les 2 solutions les plus proches qui encadrent la solution étudiée (cf. Figure 12 ci-dessous, distance entre les solutions i-1 et i+1). Les solutions avec la plus grande crowding distance sont classées en première.

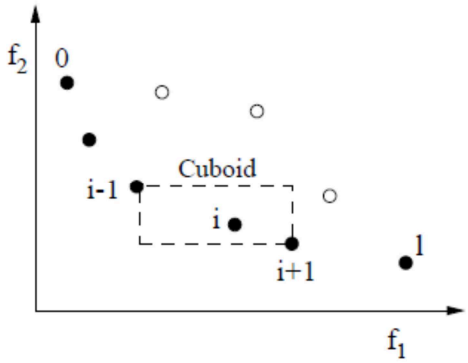


Figure 12 : Illustration du principe de "crowding distance" [79]

À la génération n, les parents et les enfants sont regroupés au sein d'une seule population R_n dans laquelle est établi un classement. La meilleure moitié des solutions est alors retenue pour la reproduction au sein de la population P_{n+1}. Au sein de cette population, les parents sont sélectionnés selon un tournoi binaire puis soumis à un croisement un point avec une probabilité à définir et à la mutation avec une probabilité à définir. La population enfant créée (Q_{n+1}) est alors regroupée avec la population des parents (P_{n+1}) et l'on repart pour la création d'une nouvelle génération. Le fonctionnement de l'algorithme est présenté à la Figure 13 ci-dessous.

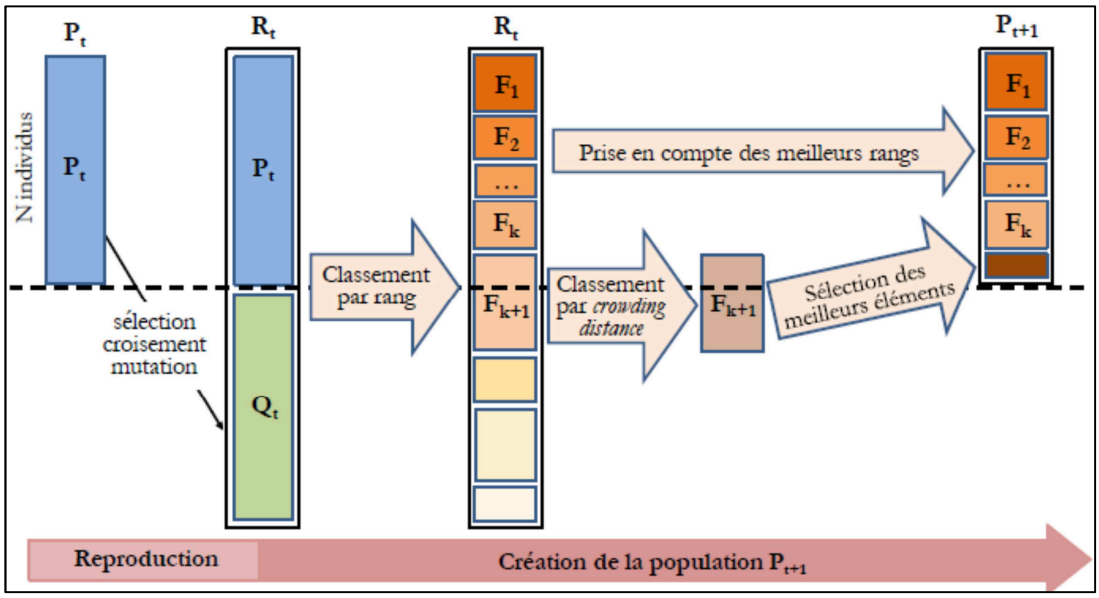


Figure 13 : Illustration du principe de fonctionnement du NSGA-II [23]

Le croisement un point est décrit à la Figure 14 ci-après. Le principe est de recombiner les valeurs de paramètres des 2 parents en coupant le chromosome (série des valeurs de paramètres) et en recombinant la partie 1 du parent a avec la partie 2 du parent b et la partie 1 du parent b avec la partie 2 du parent a. Ce croisement est appliqué avec une probabilité à définir par l'utilisateur de l'algorithme. Le croisement, s'il a lieu, est appliqué aléatoirement en n'importe quel point du chromosome.
Par exemple si nous prenons le cas de la Figure 14, par rapport aux parents, les enfants ont échangés leur type de fenêtre, leur épaisseur d'isolant et leur niveau d'inertie.

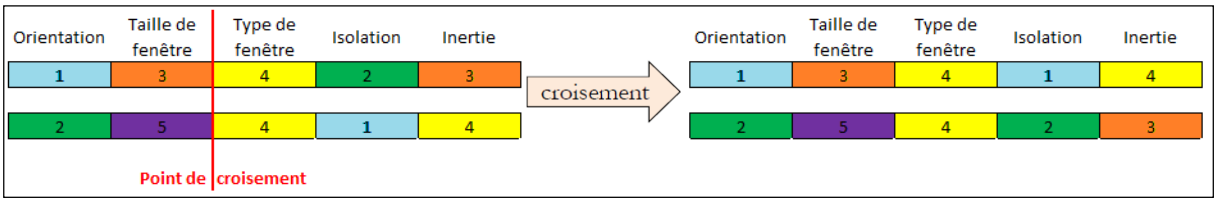


Figure 14 : Illustration du croisement un point

La mutation vise à modifier de manière aléatoire les valeurs des gènes du chromosome (cf. Figure 15 ci-dessous). La mutation est appliquée avec une probabilité à définir par le concepteur. Pour chaque gène, on évalue si on doit le muter ou non puis s'il doit être muté, une valeur aléatoire lui est attribuée. Par exemple, si l'on choisit une probabilité de mutation de 1/3, statistiquement 1 gènes sur 3 mutera mais comme la mutation est un phénomène aléatoire il est possible que tous les gènes mutent ou qu'aucun ne mute (avec une probabilité néanmoins très faible si le nombre de gènes devient important).

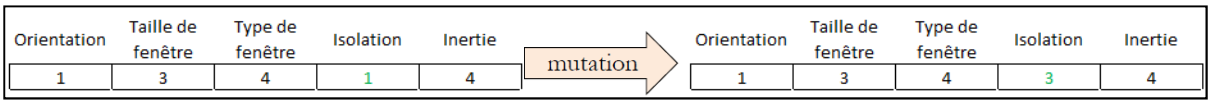


Figure 15 : Illustration de la mutation d'un gène

Présentation du SPEA2

Le SPEA2 (Strength Pareto Evolutionnary Algorithm 2) fonctionne selon le schéma de la Figure 16 ci-dessous, c'est une amélioration du SPEA qui tend à le rapprocher du NSGA-II en termes de fonctionnement comme le montre les résultats de Zitzler et al. [72].

Il se base sur deux populations, une population de travail et une population élitiste.

La population élitiste regroupe les meilleures solutions obtenues par l'algorithme au cours des précédentes générations. A chaque génération, les solutions non-dominées de la population de travail sont injectées dans la population élitiste, les solutions de cette population qui se retrouvent dominées sont alors éliminées de la population.

D'autre part, si la population élitiste a atteint le nombre maximal de solutions qui lui a été fixée alors une partie des solutions est supprimée pour ne pas dépasser ce nombre. Les solutions en trop sont supprimées une par une en fonction de la distance à leur plus proche voisine (dans l'espace des objectifs) et éventuellement à leur deuxième plus proche voisine (en cas d'égalité) voire leur troisième, quatrième, …

Si le nombre de solutions non-dominées est inférieure à la taille de la population élitiste alors celle-ci est complétée par les meilleures solutions dominées de la population de travail.

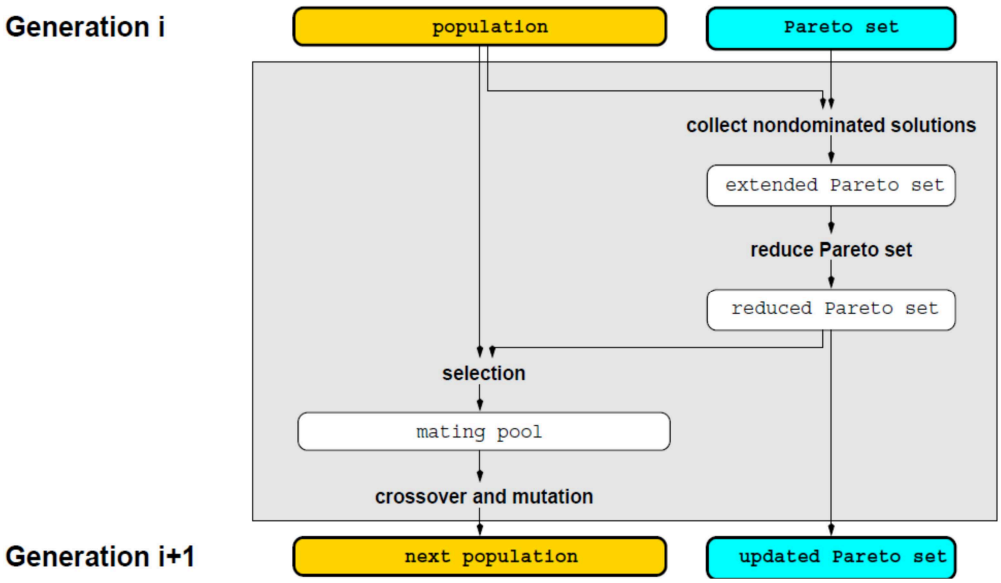


Figure 16 : Schéma de fonctionnement du SPEA2[80]

La sélection des solutions utilisées pour la reproduction est faite par tournoi binaire dans l'union de la population élitiste et de la population de travail.

Les solutions se voient attribuées une valeur intermédiaire égale au nombre de solutions qui les dominent. La valeur utilisée dans la sélection étant elle égale à la somme des valeurs intermédiaires des solutions qui les dominent, c'est-à-dire qu'une solution de rang i à une valeur $V(i) = i*S_1 + (i-1)*S_2 + \ldots + S_{i-1}$ avec:

- S_1 la somme des valeurs intermédiaires des solutions de rang 1 qui domine la solution étudiée
- S_2 la somme des valeurs intermédiaires des solutions de rang 2 qui domine la solution étudiée
- S_{i-1} la somme des valeurs intermédiaires des solutions de rang i-1 qui domine la solution étudiée

Ainsi, plus une solution est dominée, moins elle a de chance de se reproduire.
Aucunes méthodes particulières de croisement et de mutation ne semblent être liées à cet algorithme.

1.2.5.6 Remarques sur les méthodes stochastiques

D'après les recherches bibliographiques effectuées durant ce travail, ces méthodes semblent régulièrement utilisées dans le domaine du bâtiment, particulièrement les algorithmes génétiques.
Dans cette partie, plusieurs méthodes d'optimisation ont été présentées. Ces méthodes travaillent avec une (recuit simulé) ou plusieurs solutions en parallèle (colonies de fourmis, essaims de particules, algorithme génétique).
L'ensemble des méthodes présentées sont des métaheuristiques.
Ces méthodes sont plus robustes que les méthodes déterministes et peuvent traiter plus de problèmes [30].
Cependant, ces méthodes nécessitent, globalement, plus de calcul des fonctions objectifs [30] et ne garantissent pas l'obtention de solutions optimales [28, 48].

Synthèse

Dans cette partie, les définitions d'un problème d'optimisation monocritère et multicritère ont été présentées.
Les différentes approches pour la recherche de solutions optimales à un problème multicritère ont été décrites, suivies par la présentation d'une classification des méthodes d'optimisation (celle de Goldberg). Les caractéristiques des méthodes déterministes et stochastiques ont ensuite été décrites et illustrées par la présentation de plusieurs méthodes (cf.1.2). Du fait de leur principe de fonctionnement très simple les méthodes énumératives ont été présentées succinctement.
A l'issue de cette présentation, on constate que l'objectif des différentes méthodes présentées est de converger le plus rapidement possible vers les solutions optimales en évitant les optima locaux (La présence d'optima locaux dépendant du problème étudié).
Les méthodes d'optimisation présentées essaient chacune d'y répondre avec leurs caractéristiques et leurs qualités propres, nécessitant l'expression exacte ou une certaines régularités des fonctions objectifs pour les méthodes déterministes et utilisant une reproduction de phénomènes naturels pour les méthodes stochastiques.
Le choix d'une méthode d'optimisation dépend donc des caractéristiques du problème étudié (monocritères ou multicritères, expression mathématiques exactes et régularités des fonctions objectifs, intérêt de travailler avec plusieurs solutions en parallèle, nombre d'optima locaux, …).

Cette présentation des méthodes d'optimisation permettra d'évaluer l'intérêt d'intégrer ces méthodes dans la démarche développée et, le cas échéant, d'en choisir une.

Partie 2 :

Présentation de la démarche d'aide à la connaissance

Plan de la partie

Préambule *63*

2.1 Aide à la connaissance ou aide à la conception *63*

2.2 La démarche d'aide à la connaissance *64*

2.2.1 Présentation de la démarche 64

2.2.2 Une démarche itérative au service des concepteurs 69

2.2.3 Aide à l'analyse des solutions 70

2.3 Choix de la méthode de parcours de l'espace des solutions *72*

2.4 Mise en œuvre de la démarche *73*

2.4.1 Objectifs pris en compte 74

2.4.2 Périmètre d'étude de la mise en œuvre de la démarche 74

Préambule

Aujourd'hui, la conception d'un bâtiment est un acte complexe visant à « slalomer » entre toutes les réglementations afin de les respecter, tout en étant en accord avec le cahier des charges du projet traité.
Or la géométrie a un impact fort sur certaines réglementations (accessibilité, énergie [2, 3], …) mais il est impossible d'évaluer son impact sur plusieurs d'entre elles (notamment l'énergie) lors de sa définition, car pour cela, il est nécessaire de connaitre des paramètres qui seront choisis ultérieurement (ex : matériaux de l'enveloppe). Pouvoir évaluer la géométrie vis-à-vis de ces réglementations devrait permettre d'augmenter les marges de manœuvre des professionnels pour choisir les autres paramètres de conception et ainsi simplifier le processus de conception.

Cette partie du mémoire va donc proposer une démarche permettant d'évaluer les géométries vis-à-vis des réglementations qu'elles impactent, pour tenter d'aider les concepteurs à concevoir des bâtiments plus performants.

2.1 Aide à la connaissance ou aide à la conception

Avant de proposer une démarche, il est indispensable de définir une méthode de choix des valeurs de paramètres manquantes pour évaluer les géométries étudiées par les concepteurs. Il ressort 3 solutions de l'état de l'art présenté précédemment :

- l'utilisation de règles expertes,
- l'utilisation de méthodes d'optimisation,
- la définition des valeurs de paramètres par les concepteurs.

La dernière solution étant déjà disponible mais ne répondant pas de manière satisfaisante aux besoins des professionnels, elle ne sera pas retenue.
Deux solutions sont alors possibles, soit l'emploi de règles expertes soit l'usage de méthodes d'optimisation.
Ce travail utilisera les méthodes d'optimisation. Ce choix permet d'intégrer une nouvelle réglementation, sans avoir à développer ou récupérer une nouvelle règle experte mais uniquement en rajoutant un objectif et un modèle d'évaluation associé ainsi que les paramètres de conception influents sur cette réglementation, qui ne sont pas déjà pris en compte dans l'optimisation. Il permet donc de construire la démarche progressivement plus facilement qu'avec les règles expertes.
L'inconvénient de l'usage des méthodes d'optimisation est la génération automatique des solutions testées. Ce processus ne permet pas d'assurer que les solutions créées respectent toutes les réglementations et soient de bonne qualité architecturale. Cependant, l'utilisation de règles expertes ne pourraient garantir que le respect des réglementations intégrées dans la démarche et ne permettrait pas d'évaluer la qualité architecturale des bâtiments, car celle-ci est en partie subjective.
Pour ces deux raisons, les solutions de conception fournies par la démarche risquent d'être inutilisables par les professionnels.
La démarche développée sera donc une démarche d'aide à la connaissance et non d'aide à la conception.
Une démarche d'aide à la conception vise à aider le concepteur à définir tous les paramètres de son bâtiment en tenant compte des seules contraintes et aspirations que la démarche peut intégrer.

À l'inverse, une démarche d'aide à la connaissance permet au concepteur de choisir parmi les solutions performantes proposées, celles qu'il veut voir explorer au lieu de laisser la démarche effectuer des choix, notamment d'ordre qualitatif, qui ne correspondraient pas à ses attentes.
Cette approche permet de respecter la mission du concepteur qui est de trouver un bâtiment de bonne qualité architecturale, qui respecte toutes les réglementations et les objectifs qui lui ont été fixés par la maitrise d'ouvrage.
La démarche fournira donc aux professionnels des solutions performantes mais potentiellement irréalistes. Elle les aidera alors à extraire de ces solutions, des valeurs de paramètres ou des combinaisons de ces valeurs permettant d'obtenir des pistes de conception efficaces pour les différents objectifs étudiés et adaptées à leurs projets.

2.2 La démarche d'aide à la connaissance

Pour faciliter la compréhension des choix effectués au cours du développement de la démarche, la démarche développée sera présentée dans un premier temps puis les choix effectués lors de son développement seront justifiés dans un deuxième temps.

2.2.1 Présentation de la démarche

La démarche développée est présentée dans les figures suivantes.
La Figure 17 illustre les grandes phases de fonctionnement de la démarche (les cycles) tandis que la Figure 18 montre le fonctionnement d'une de ces phases.

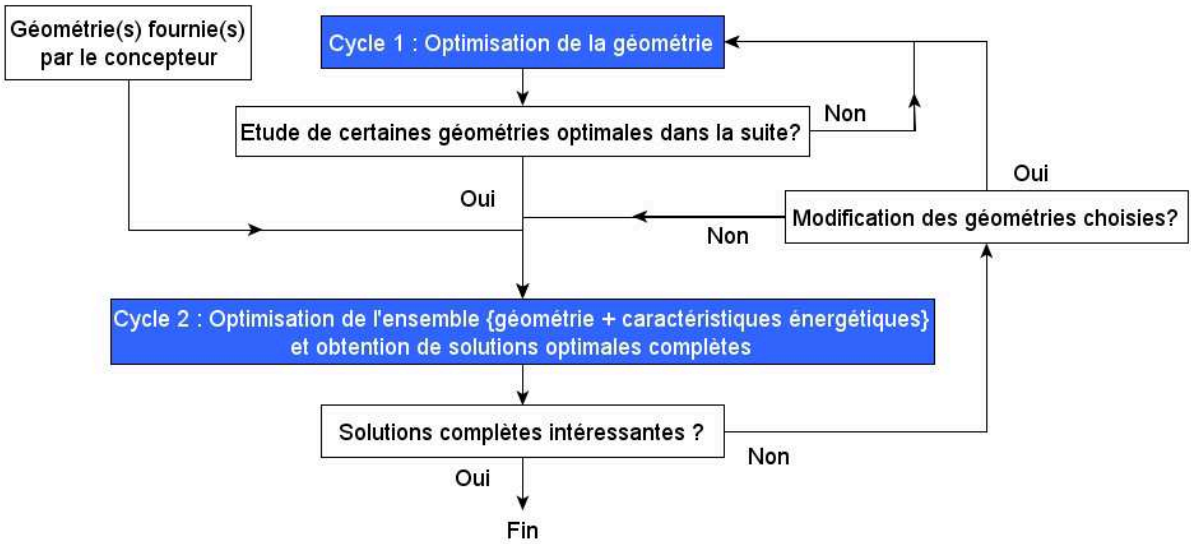


Figure 17 : Schéma macroscopique de la démarche

Lors du cycle 1, l'ensemble des paramètres sont optimisés dans le but de faire ressortir des valeurs de paramètres géométriques permettant d'obtenir des géométries performantes.

La tâche « définition du problème » (cf. Figure 18) permet aux concepteurs de définir :

- les géométries (cf. Figure 19) et les valeurs de paramètres qu'ils souhaitent voir étudier
- les autres variables non-optimisées et nécessaires à l'évaluation des solutions
- les contraintes qu'ils souhaiteraient utiliser et les éventuelles fonctions de pénalités associées.

La Figure 19 présente les différentes solutions possibles afin de définir les géométries qui seront étudiées dans la démarche. Il est possible de fournir une ou des géométries dont les tailles des fenêtres et des casquettes (overhang) seront optimisées ou non mais aussi d'utiliser des méthodes de création automatique de géométrie.

Ces méthodes permettent de travailler sur la répartition de la surface utile via:

- la forme du bâtiment,
- la géométrie intérieure,
- le nombre d'étages (plus d'étage de plus faible surface ou moins d'étages de plus grandes surfaces),
- la profondeur du bâtiment (bâtiment plus large et moins profond ou bâtiment moins large et plus profond),

La ou les formes de bâtiment étudiées peuvent soit être choisies parmi des formes types soit être fournies par les concepteurs. Les formes types sont définies dans une base de données de formes, se voulant non-exhaustive et recensant quelques formes de bâtiments existant.

La géométrie intérieure peut être définie :

- à partir d'aménagements intérieurs types qui sont dilatés pour s'adapter à la forme du bâtiment,
- directement par le concepteur via les géométries fournies à la démarche,
- par une méthode automatique d'aménagement intérieur.

Les aménagements intérieurs types et les formes types sont couplés au sein d'une base de données de géométrie. La démarche utilise alors cette base de données et dilate les géométries choisies en fonction de la profondeur du bâtiment et du nombre d'étages. Cette base de données, qui se veut non-exhaustive, peut être complétée par les professionnels.

La méthode automatique d'aménagement intérieur (dite méthode de Medjdoub [81]) nécessite que les concepteurs lui fournissent :

- la liste des différentes pièces,
- les positionnements relatifs des pièces (adjacences entre elles et avec l'extérieur)
- des plages de valeurs pour les dimensions de chaque pièce.

La méthode définie alors toutes les solutions d'aménagement possibles en fonction des informations fournies par les professionnels. La méthode est présentée plus en détails en 1.1.2.

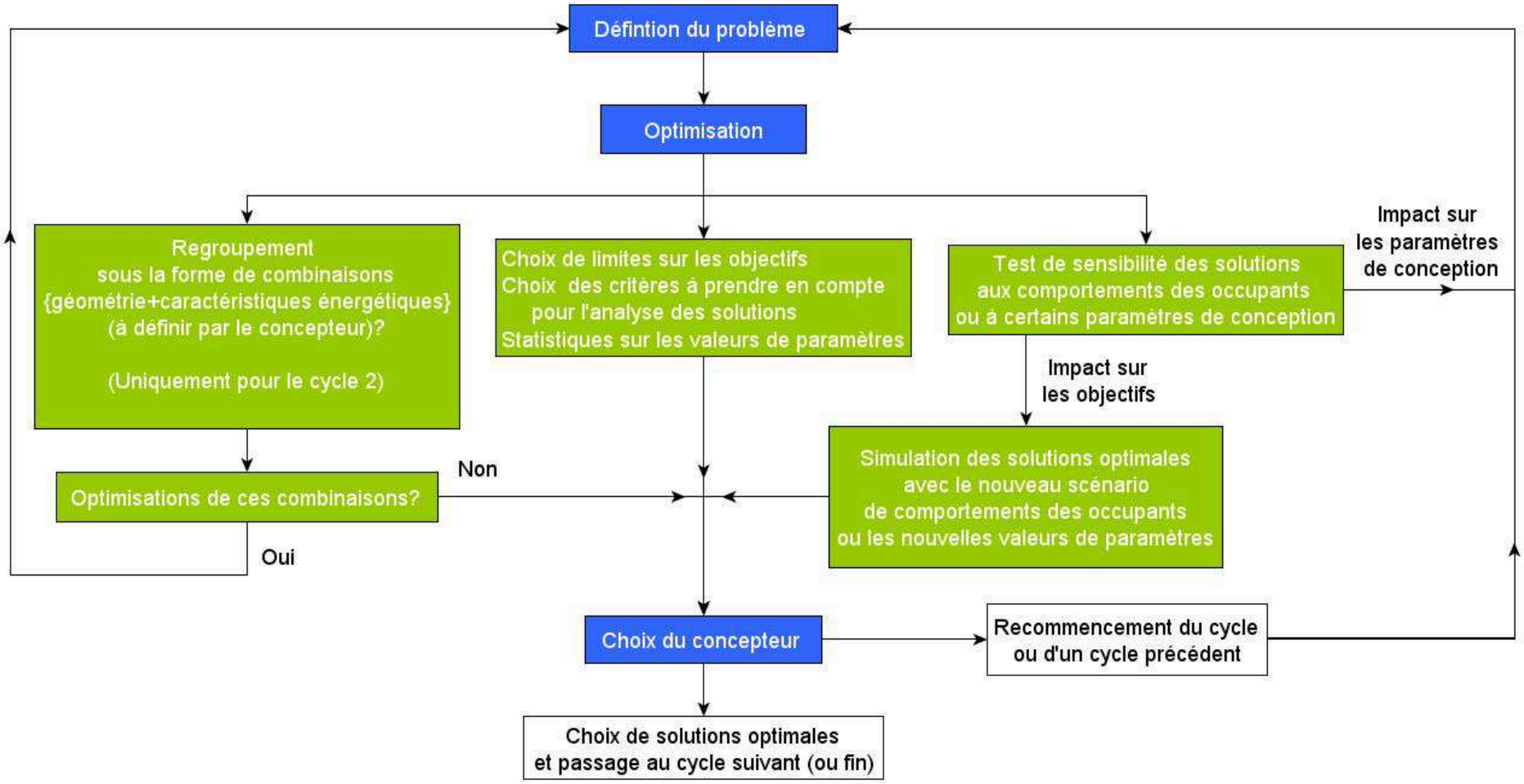


Figure 18 : Description d'un cycle

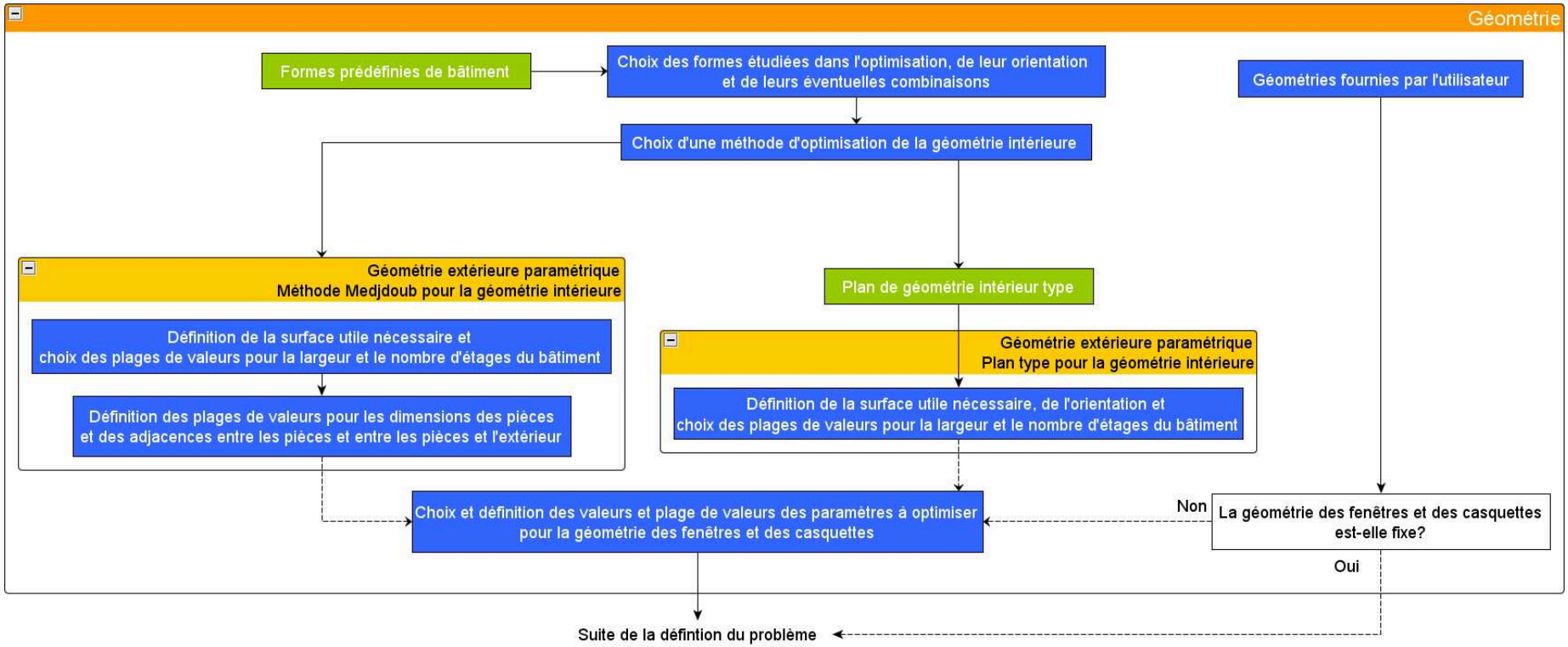


Figure 19 : Schéma de la sous-tâche « géométrie » de la tâche « définition du problème »

Pour les méthodes de création automatique de forme de bâtiment, il est nécessaire de définir la surface utile et les valeurs que pourront prendre les paramètres suivant :

- l'orientation du bâtiment,
- le nombre de niveaux,
- la profondeur du bâtiment,
- les tailles des fenêtres et des casquettes.

La méthode d'optimisation fournit alors des solutions non-dominées répondant au problème posé. Pour aider le concepteur dans son choix, plusieurs outils d'analyse lui sont proposés :

- Analyser la sensibilité des solutions obtenues vis-à-vis des paramètres et des variables
- Relancer le cycle 1 (en modifiant certaines variables ou les valeurs de paramètres possibles)
- Imposer des limites sur les objectifs pour connaitre les solutions respectant ces limites
- Ne retenir que certains des objectifs choisis initialement pour pouvoir analyser les solutions par rapport à ces seuls objectifs
- Obtenir des statistiques sur les valeurs de paramètres utilisés par les solutions non-dominées

A l'issue du cycle 1, le concepteur peut :

- Choisir certaines solutions parmi les solutions géométriques obtenues pour qu'elles soient utilisées dans le cycle 2,
- Relancer le cycle 1 si les solutions ne le satisfont pas,
- Proposer une ou des géométries qui seront utilisées dans le cycle 2.

Le concepteur peut également décider de n'utiliser que le cycle 2 de la démarche en fournissant directement les géométries qui y seront étudiées. Cela permet à la démarche d'être applicable aussi bien en construction neuve qu'en rénovation de bâtiments.

La structure de la démarche permet donc à l'architecte de connaitre le potentiel de différentes géométries vis-à-vis des objectifs choisis, ce qui l'aide à définir une ou plusieurs géométries de bâtiment (qu'il a définies ou qui ont été générées automatiquement) qu'il pense intéressante pour son projet et qu'il souhaite voir explorées plus en détail pour finaliser son choix.

Une fois qu'une ou des géométries sont choisies et que la tâche « définition du problème » est à nouveau accomplie pour les paramètres non-géométriques, le cycle 2 peut être lancé.

A l'issue du cycle 2, plusieurs outils d'analyse sont fournis au concepteur. Il peut :

- Définir des combinaisons de paramètres (géométries + certaines caractéristiques de l'enveloppe du bâtiment) qu'il souhaite voir approfondit en relançant le cycle 2 avec une optimisation des combinaisons retenues,
- Définir les mêmes combinaisons que ci-dessus mais uniquement pour connaitre les solutions non-dominées constituées par ces combinaisons et les performances qu'elles obtiennent,
- Utiliser les outils d'analyse présentés à l'issue du cycle 1 pour l'aider dans la conception de son projet.

A l'issue de cette analyse, le concepteur peut soit utiliser la connaissance et les pistes de conception obtenues pour définir son projet soit relancer le cycle 1 ou le cycle 2 (en modifiant certaines variables ou les valeurs de paramètres possibles).

2.2.2 Une démarche itérative au service des concepteurs

La démarche développée dans ce mémoire a vocation à être une interface entre les professionnels et la méthode d'optimisation retenue afin de leur permettre de connaitre l'impact de leurs choix architecturaux, tout en ayant besoin d'aucune connaissance sur le fonctionnement de cette méthode.

Pour cela, la démarche doit être orientée vers l'aide à la connaissance plutôt que vers l'aide à la conception (cf. §2.1) et permettre aux concepteurs d'y intégrer au maximum leurs contraintes et leurs aspirations.

Pour ce faire, la démarche permet aux concepteurs de définir les problèmes d'optimisation traités dans les différents cycles notamment par le choix des solutions issues du cycle précédent et dont ils souhaitent connaitre plus précisément le potentiel. Si aucune solution ne les satisfait, ils ont la possibilité de relancer l'optimisation précédente, en modifiant éventuellement le problème traité par la démarche.

2.2.2.1 Pourquoi traiter la géométrie séparément ?

Le choix de la géométrie d'un bâtiment est important car il a des impacts sur le plan technique (thermique, structure, incendie, accessibilité,…) et sur le confort des occupants (lumière naturelle, aménagement des espaces intérieurs,…) mais aussi car il définit l'image du bâtiment à travers son architecture et son insertion harmonieuse dans le milieu environnant.
A ce titre, le choix de la géométrie d'un bâtiment ne peut pas s'appuyer uniquement sur les sciences exactes.

Cependant, de nos jours, le respect de toutes les réglementations techniques dans la conception d'un bâtiment étant devenu complexe et la géométrie impactant fortement certains de ces domaines (notamment la thermique [2, 3]), le choix de la géométrie doit s'appuyer en partie sur les sciences exactes afin d'augmenter les marges de manœuvre pour les choix de conception ultérieurs.

La solution proposée par la démarche pour conjuguer ces deux impératifs est d'optimiser le projet du point de vue technique, pour fournir à l'architecte des pistes de conception de géométries performantes par rapport aux objectifs étudiés afin de l'aider à concevoir une géométrie conciliant performances techniques, respect des réglementations, confort des occupants et qualité architecturale.

Lors du cycle 1, la démarche optimise tous les paramètres afin d'obtenir des solutions non-dominées pour les géométries retenues et ainsi de fournir à l'architecte une évaluation du potentiel de ces géométries.

Dans cette optique, la définition du problème géométrique permet aux concepteurs de choisir les géométries qui seront utilisés dans le cycle 1. Les trois possibilités présentées au § 2.2.1 leur permettent de pouvoir explorer différentes géométries intérieures et extérieures tout en adaptant le problème étudié par la démarche à leur projet. De plus, le choix des paramètres à optimiser et des valeurs que peuvent prendre ces paramètres ainsi que des valeurs des variables utilisées par la démarche, permettent aux concepteurs de rapprocher davantage le problème traité par la démarche de leurs attentes et de leurs contraintes.
Il est également possible d'interdire certaines combinaisons de valeurs de paramètres pour rendre plus réalistes les solutions obtenues par la démarche.

A l'issue du cycle 1, la démarche permet à l'architecte de repousser le choix d'une géométrie de bâtiment à la fin du cycle 2, en en retenant plusieurs plutôt qu'une seule parmi celles proposées.
En outre, étant donnée la possibilité qu'aucune géométrie générée automatiquement ne convienne à l'architecte, la structure de la démarche lui permet de recueillir, au cycle 1, de la connaissance sur les performances de différentes géométries possibles afin de l'aider à en définir une ou plusieurs qu'il l'intéresse et qui seront étudiées dans le cycle 2.
Le cycle 2 permet de mieux évaluer le potentiel des différentes géométries vis-à-vis des objectifs choisis et de définir plus précisément les pistes de conception permettant de les exploiter.
A la différence d'une optimisation simple, cette optimisation en deux temps permet de rapprocher les problèmes traités par la méthode d'optimisation du processus de réflexion de l'architecte.

2.2.3 Aide à l'analyse des solutions

La démarche obtenant des solutions, à priori, irréalistes et potentiellement nombreuses, il est nécessaire de fournir des outils aux professionnels pour les aider à analyser ces solutions afin d'en obtenir des pistes de conception pour leurs projets.
Pour cela la démarche intègre quelques outils qui sont énumérés au §2.2.1 et vont être détaillés ci-dessous. Elle pourra en intégrer d'autres, plus perfectionnés, ultérieurement.

2.2.3.1 Sensibilité des solutions aux paramètres de l'optimisation

La démarche n'intégrant pas toutes les contraintes des concepteurs, les solutions obtenues par celle-ci sont à priori inutilisables en l'état pour les concepteurs. La modification de certains paramètres de ces solutions pourrait amener celles-ci à

respecter certaines réglementations et donc à se rapprocher de solutions réalistes ce qui permettrait aux concepteurs de mieux estimer le potentiel des pistes de conceptions fournies par la démarche. La démarche permet donc aux concepteurs de tester la sensibilité aux paramètres des solutions obtenues.

2.2.3.2 Sensibilité des solutions aux variables

Pour évaluer les solutions, il est nécessaire de renseigner des caractéristiques inconnues au moment de la conception mais que l'on ne souhaite pas optimiser (ex : perméabilité à l'air ou comportements des futurs occupants). Dans la démarche, ces caractéristiques non-optimisées sont appelées « variables ».

L'incertitude sur ces variables engendre une incertitude sur l'évaluation des performances des solutions au sein de la démarche.
La démarche permet donc aux concepteurs de choisir un premier scénario de valeurs de variables pour l'optimisation puis dans un deuxième temps d'évaluer la sensibilité des solutions obtenues à ces variables en définissant un ou plusieurs nouveaux scénarii.

Afin d'évaluer la sensibilité des pistes de conception obtenues par rapport aux variables, trois options sont possibles (et peuvent être utilisées en parallèle) :

- Evaluer les pistes de conception obtenues avec le ou les nouveaux scénarii de valeurs de variables afin de mesurer la robustesse de ces solutions vis-à-vis de ces variables
- Relancer une optimisation pour chaque nouveau scénario afin de comparer les pistes de conception performantes obtenues pour les différents scénarii et éventuellement de comparer les performances des pistes de conception obtenues par les différentes optimisations si les solutions constituant ces pistes ont été évaluées avec le ou les mêmes scénarii
- Durant l'optimisation, évaluer les solutions avec un scénario pluriannuel utilisant un scénario différent chaque année. Les objectifs peuvent être alors les performances des solutions pour chaque scénario ou une somme pondérée de celles-ci.

2.2.3.3 Regroupement des solutions sous formes de combinaisons {géométrie + caractéristiques de l'enveloppe}

Un des objectifs de ces outils d'aide à l'analyse des solutions est de trouver des pistes de conception performantes. Or, un moyen d'isoler ces pistes de conception est de regrouper les solutions sous forme de combinaisons de valeurs de paramètres pour connaitre les combinaisons qui permettent d'obtenir des solutions de conception performantes.
Afin de travailler sur des pistes de conception cohérentes celles-ci devront nécessairement être constituées d'une géométrie entièrement définie.
Ces combinaisons pourront ensuite soit permettre de regrouper les solutions obtenues afin d'évaluer les performances de ces pistes soit être optimisées afin de mieux évaluer le potentiel de chacune et éventuellement d'estimer les performances des plus mauvaises solutions engendrées par chacune.

2.2.3.4 Autres outils d'analyse

D'autres outils d'analyse plus simpliste sont proposés.
Deux de ces outils permettent de limiter le nombre de solutions pris en compte dans l'analyse.
Le premier outil permet d'exclure les solutions ayant des performances extrêmes sur certains objectifs pour n'afficher que celles ayant des performances qui intéressent le concepteur. Cependant, ces limites peuvent être intégrées à l'optimisation sous forme de contraintes lors de la définition du problème afin d'obtenir plus de solutions dans la plage de valeurs intéressantes.
Le deuxième outil permet de choisir certains objectifs parmi ceux retenus dans l'optimisation pour connaitre les solutions qui sont non-dominées seulement par rapport à ces objectifs. Cet outil peut permettre de simplifier l'analyse des solutions en ne les représentant que par rapport à certains objectifs (il est difficile de représenter les solutions par rapport à plus de 3 objectifs).

Un troisième outil permet de fournir, pour chaque valeur de paramètres, le pourcentage des solutions issues de la démarche, constituées de cette valeur (ex : 44% des solutions issues du cycle 2 de la démarche ont une inertie légère, 30% une inertie moyenne et 26% une inertie lourde). Cet outil peut permettre d'obtenir des tendances sur les valeurs de paramètres formant des pistes de conception performantes.

2.3 Choix de la méthode de parcours de l'espace des solutions

Les raisons du recours à une méthode d'optimisation dans la démarche ayant déjà été expliquées au début de cette partie, ce chapitre visera à expliquer le choix de la méthode d'optimisation retenue en se basant sur les états de l'art présentés dans la partie précédente.
Etant donné la contrainte de temps liée à la thèse et le travail nécessaire au développement de la démarche, il a été décidé de ne pas développer de nouvelle méthode d'optimisation.

Le respect de la réglementation thermique étant une contrainte importante de conception, il est nécessaire que la méthode d'optimisation choisie puisse évaluer les consommations énergétiques des solutions testées. La démarche n'est liée à aucun outil pour l'évaluation des solutions mais les faibles écarts pouvant exister entre les différentes solutions pourraient inciter les concepteurs à recourir à la simulation thermique dynamique (STD) pour avoir des résultats les plus précis possibles.
Or, Wetter [16] a montré dans son travail que ces logiciels peuvent engendrer des discontinuités dans les dérivés des fonctions d'évaluation des consommations énergétiques par rapport à certains paramètres de l'optimisation, voire même des discontinuités des fonctions d'évaluation.
Si l'on se réfère à la classification de Goldberg, ce risque de discontinuité pourrait nuire à l'efficacité des méthodes déterministes.
Etant donné le nombre de paramètres possibles (jusqu'à plusieurs dizaines) et le temps d'évaluation d'une solution (de l'ordre de la minute pour un bâtiment avec plusieurs zones thermiques par niveaux), il sera impossible d'utiliser une méthode énumérative.

La méthode d'optimisation retenue sera donc une méthode stochastique.

Cette méthode devra pouvoir :

- travailler avec plusieurs objectifs (afin d'anticiper les besoins des concepteurs),
- intégrer des contraintes (pour modéliser certaines réglementations ou répondre aux besoins des concepteurs),
- utiliser des paramètres discrets et des paramètres continus,
- travailler sur des fonctions objectifs évaluées par des boites noires (ex : STD [33]),
- fournir plusieurs solutions à chaque optimisation pour pouvoir comparer les différentes solutions obtenues et en extraire des pistes de conception performantes.

Parmi les méthodes stochastiques, les algorithmes génétiques qui répondent aux exigences présentées précédemment, ont été utilisés dans de nombreux travaux pour aider à la conception de bâtiment (cf. § 1.1.1) et Wetter a montré qu'ils étaient performants pour traiter des problèmes similaires à celui traité dans ce mémoire.
La méthode d'optimisation choisie sera donc un algorithme génétique.

Deux algorithmes génétiques performants sur des fonctions mathématiques de test et couramment utilisés ont été présentés dans la partie précédente. Parmi ces deux algorithmes, le NSGA-II semble plus performants que le SPEA2. De plus, il a déjà été utilisé dans des travaux antérieurs sur la même thématique, notamment dans le travail de Pernodet [23].
L'algorithme génétique NSGA-II sera donc la méthode d'optimisation retenue pour rechercher des pistes de conception performantes au sein de la démarche.

Cependant, l'algorithme pouvant être amené à supprimer de sa population de travail des solutions non-dominées en raison de sa taille de population fixe, l'algorithme sera légèrement modifié pour fournir non pas la dernière génération de solutions mais l'ensemble des solutions non-dominées obtenues au cours de l'optimisation.

La démarche utilise un algorithme génétique. Par analogie avec la génétique, les termes suivant sont équivalents et pourront être utilisés alternativement dans le mémoire:

- solutions et chromosomes
- paramètres et gènes
- valeurs de paramètres et allèles

2.4 Mise en œuvre de la démarche

La démarche développée se voulant généraliste seule sa structure a été définie ci-dessus. Les objectifs, paramètres et variables utilisés dans cette démarche n'ont pas été définis.

Afin de pouvoir étudier l'intérêt de cette démarche, il est nécessaire de la mettre en œuvre en définissant :

- les objectifs que l'on souhaite étudier,
- les paramètres influents sur ces objectifs que l'on souhaite optimiser,
- les variables nécessaires à l'évaluation des solutions.

Cette mise en œuvre de la démarche sera appliquée à des cas de test dans la suite afin d'estimer l'efficacité de la méthode d'optimisation et l'apport de la démarche au processus de conception.

2.4.1 Objectifs pris en compte

La démarche devant être mise en œuvre dans ses conditions futures d'utilisation et l'optimisation monocritère étant très différente de l'optimisation multicritère (cf. §1.2.2 sur la recherche des solutions optimales en multicritère), la mise en œuvre utilisera donc plusieurs objectifs.
Cependant, la démarche mise en œuvre devant être ultérieurement appliquée à un cas de test, le nombre d'objectifs pris en compte sera limité pour deux raisons:

- L'analyse des solutions devient complexe lorsque le nombre d'objectifs est trop important (représentation graphique complexe à comprendre au-delà de 3 objectifs),
- L'intégration de différents modèles d'évaluation au sein d'un outil est complexe.

Il a été décidé de travailler sur 2 objectifs :

- le coût de construction car il a tendance à augmenter avec la complexification des bâtiments alors que les maitres d'ouvrages souhaite le limiter,
- l'énergie nécessaire à l'utilisation du bâtiment (en intégrant ou non les systèmes CVC et en excluant les consommations d'électricité spécifique), car avec le renforcement de la réglementation thermique et le coût de l'énergie en hausse, ce point devient une contrainte importante de conception.

2.4.2 Périmètre d'étude de la mise en œuvre de la démarche

Les objectifs ayant été définis précédemment, il est nécessaire de définir les paramètres les influençant qui seront pris en compte dans la démarche.

Le périmètre d'étude est restreint dans un premier temps aux climats de France métropolitaine.
Dans d'autres climats, la répartition des consommations d'énergie entre les postes (chauffage, climatisation, éclairage) est différente et la conception ne nécessite pas nécessairement un compromis entre ces différents postes, d'où le recours à des solutions totalement différentes de celle envisagée en métropole.
Par exemple, l'être humain nécessitant une humidité relative limitée pour être en état de confort hygrothermique, la forte humidité présente dans les climats tropicaux peut nécessiter d'assécher l'air insufflée dans le bâtiment. Cela permet d'améliorer le confort des occupants mais peut aussi permettre de réduire la consommation d'énergie due à la climatisation en permettant de moins refroidir

l'air dans le bâtiment (ex : sauna). Les différents climats de France métropolitaine n'étant que rarement chaud et humide, l'assèchement de l'air n'a qu'un faible impact sur les consommations de climatisation en métropole (sauf en cas de réhumidifcation de l'air insufflée dans le bâtiment [23]).

La méthode pourra être testée dans d'autres climats ultérieurement en intégrant les paramètres nécessaires à l'évaluation des solutions.

2.4.2.1 Définitions des données prises en compte dans la démarche

Avant de définir les paramètres utilisés dans la mise en œuvre de la démarche, il est nécessaire de choisir les phases de conception que l'on souhaite y étudier. Ces choix vont être présentés dans l'ordre chronologique de la conception en commençant par le positionnement du bâtiment sur la parcelle.
Travailler sur ce point serait intéressant car cela permettrait d'intégrer pleinement l'impact des masques solaires extérieurs au bâtiment dans la conception ainsi que les coûts liés aux postes VRD et terrassement. De plus, ce point est important pour l'insertion harmonieuse du bâtiment dans son environnement, et à ce titre est un facteur important du travail de l'architecte.
Cependant, ce sujet est extrêmement complexe à traiter. En effet, il nécessite de disposer de modèles d'évaluation précis pour les coûts des deux postes cités ci-dessus et, pour chaque projet, de renseigner la position des différents réseaux autour du bâtiment.
Le positionnement du bâtiment sur la parcelle ne sera donc pas étudié dans la démarche.

La conception de la géométrie et de l'enveloppe du bâtiment seront bien sûr prises en compte dans la mise en œuvre de la démarche.

Il reste alors le choix des systèmes CVC et d'éclairage. Ces systèmes permettent de transformer l'énergie pour l'apporter sous les différentes formes nécessaires (chaleur, froid, lumière, ou flux d'air) au confort des occupants.
Il a été décidé de ne pas intégrer les systèmes CVC dans la mise en œuvre de la démarche.
En effet, si l'on considère que les consignes pour le chauffage, la ventilation, la climatisation et l'éclairage sont fixées uniquement par les occupants et la réglementation alors le choix d'un système plutôt qu'un autre n'a que peu d'influence sur les besoins énergétiques (consommation d'énergie multipliée par efficacité des systèmes) du bâti (bâtiment sans les systèmes) tandis qu'il a un impact fort sur la consommation d'énergie du bâtiment (du fait des rendements plus ou moins bon des systèmes). Il est donc possible de concevoir un bâti performant énergétiquement et financièrement puis d'en faire ensuite un bâtiment performant sur ces deux points, par l'ajout de systèmes efficaces et adaptés aux projets traités.
D'autre part, ces systèmes sont définis par un nombre important de paramètres et sont très variés. L'intégration des systèmes dans la démarche aurait donc pour conséquence d'agrandir fortement l'espace des solutions possibles. Cela augmenterait la durée d'optimisation et complexifierait l'analyse des solutions alors même que ces systèmes peuvent être choisis à posteriori sans que cela n'engendre de dégradation significative des performances des bâtiments.

Du fait de l'absence de prise en compte des systèmes CVC, la démarche ne tiendra pas compte des besoins énergétiques dus à :

- l'eau chaude sanitaire car ces besoins dépendent du comportement des occupants et des pertes de chaleur dans le réseau (réseau plus ou moins isolé, placé dans des locaux chauffés ou non),
- la ventilation car les débits dépendent de la réglementation ou du choix des concepteurs mais que les pertes de charges dépendent du réseau mis en place.

Il sera donc possible d'obtenir des solutions performantes avec surventilation (débit de ventilation supérieur au débit réglementaire dans le but de rafraichir le bâtiment) et sans surventilation, mais la consommation énergétique additionnelle due à la surventilation ne pourra pas être évaluée par la démarche.

Les besoins énergétiques seront donc la somme pondérée des besoins de chauffage, de refroidissement et d'éclairage pour les bâtiments étudiés. La pondération de ces 3 postes sera définie par les concepteurs.

Les objectifs retenus dans la démarche étant les besoins énergétiques et le coût de construction, tous les paramètres n'impactant pas ces 2 objectifs ne seront pas pris en compte dans la démarche.

Les paramètres utilisés dans la démarche seront présentés dans la suite de cette partie.

2.4.2.2 Choix des paramètres

Après avoir défini les phases de conception qui seront étudiées dans la mise en œuvre de la démarche, les paramètres qui y seront pris en compte vont être définis.

Les paramètres géométriques choisis pour la mise en œuvre de la démarche sont présentés dans le Tableau 3 ci-dessous. Pour la plupart, ils ont été définis au sein de la démarche, seule l'orientation a été ajoutée.
L'orientation d'un bâtiment ayant un impact fort sur ses besoins énergétiques, et bien que son choix relève d'un choix architectural, il a été décidé de l'inclure pour informer les architectes qui le souhaitent de l'orientation préférentielle des différentes géométries. Les valeurs possibles pour ce paramètre étant fixées par les concepteurs. L'orientation pouvant être fixée (et donc non-optimisée), comme tous les autres paramètres. Il est aussi possible de faire une étude de sensibilité des solutions obtenues vis-à-vis de l'orientation pour évaluer l'impact d'une modification de ce paramètre, permettant de rapprocher les solutions obtenues des attentes de l'architecte.
Les trois premiers gènes permettent de travailler sur la forme et les dimensions du bâtiment à surface utile constante (fixée par le concepteur) tandis que le 4^{e} gène concerne l'aménagement intérieur du bâtiment. La forme de ce 4^{e} gène est définie par la méthode choisie pour travailler sur l'aménagement par le concepteur dans la définition du problème, soit la méthode automatique de génération de solutions d'aménagement (dite « Méthode Medjdoub » [81]) soit l'utilisation d'aménagement intérieur type (dite « méthode des plans types »).

Les formes du bâtiment étudiées dans l'optimisation comme les plans types sont choisis par le concepteur au sein de bases de données qu'il peut compléter.
Les paramètres choisis permettent donc de travailler sur la compacité du bâtiment (paramètres 1 à 3), sur l'accès à la lumière naturelle (paramètres 2 et 4) et sur les apports solaires (paramètre 5) qui sont 3 points importants dans une approche bioclimatique de la conception d'un bâtiment. Les deuxième et troisième points seront également traiter par des paramètres de l'enveloppe du bâtiment.

	Numéro du gène		Type de gène	Forme	Commentaires
	1		Forme du bâtiment	discret	
Géométrie	2		Profondeur du bâtiment	continu	A surface utile constante
	3		Nombre d'étages	continu	
	4	a	Numéro de la géométrie interne	discret	**Méthode Medjdoub**
		b	Géométrie intérieure type		**Méthode des plans types**
	5		Orientation	continu	

Tableau 3 : Paramètres géométriques pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche

Les paramètres 1 à 5 permettent de décrire l'enveloppe du bâtiment.
Les paramètres 6, 7, 9 et 10 traitent des fenêtres et impact les apports solaires et l'accès à la lumière naturelle. Ils permettent de définir :

- la surface vitrée qui permet aux apports solaires de chaleur et d'éclairement naturel de pénétrer à l'intérieur du bâtiment, elle impacte donc les besoins énergétiques (ainsi bien sûr que le coût). Le paramètre utilisé modélise le taux de vitrage plutôt que la surface vitrée pour évoluer de concert avec les modifications des dimensions du bâtiment.
- La forme de la surface vitrée (ex : fenêtre large de faible hauteur ou fenêtre haute de faible largeur) qui impact les besoins d'éclairage artificiel en jouant sur la répartition de l'éclairement naturel à l'intérieur des pièces. Le paramètre utilisé modélise le rapport hauteur/ largeur de la fenêtre.
- Le type de fenêtre qui permet de définir la conductance de la paroi et les taux de transmission des apports solaires de chaleur et d'éclairement naturel. Les types de fenêtres sont listés dans une base de données que les concepteurs peuvent enrichir.
- Le matériau des huisseries, qui lui-même permet de définir le clair de vitrage, les conductances des huisseries et le coefficient d'absorption solaire extérieur des huisseries. Ce paramètre influe donc sur les apports solaires de chaleur et d'éclairement naturel (clair de vitrage) ainsi que sur les pertes thermiques (conductance).

	Numéro du chromosome	Type de chromosome	Forme	Commentaires
Enveloppe	6	Taux de vitrage	continu	Paramètres optimisables séparément pour toutes les orientations
	7	Hauteur relative de la fenêtre	continu	
	8	Longueur de casquette	continu	
	9	Type de fenêtre	discret	
	10	Matériau des huisseries	discret	
	11	Positionnement des protections solaires	discret	
	12	Modèle de protection solaire	discret	
	13	U de la paroi	continu	Paramètres optimisables séparément pour toutes les parois
	14	Inertie de la paroi	discret	
	15	Coefficient d'absorption CLO	continu	
	16	Type d'ouverture des fenêtres	discret	

Tableau 4 : Paramètres de l'enveloppe du bâtiment pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche

Les paramètres 8, 11 et 12 concernent la régulation des apports solaires entrant dans le bâtiment. Ils permettent de définir :

- La profondeur des casquettes
- Le positionnement des protections solaires (stores, volets,…)
  Dans ce travail, les protections solaires sont des stores ou volets qui se déploient dans un plan parallèle à la surface vitrée. La descente de ces protections permet de réfléchir une partie des apports solaires. Le rayonnement réfléchi est, selon la position de la protection, renvoyé vers l'environnement (dans le cas d'une protection extérieure) ou seulement renvoyé vers la surface vitrée (dans le cas d'une protection intérieure). La position de la protection influe donc fortement sur sa capacité à réguler le rayonnement solaire pénétrant dans le bâtiment mais aussi sur l'image du bâtiment si la protection est placée à l'extérieur.
  Les occupants pouvant décider de gérer la montée et descente des protections solaires mobiles, leur gestion ne sera pas optimisée dans ce travail.
- Le modèle de protection solaire
  Le modèle de protection solaire permet de définir le taux de transmission du rayonnement solaire de la protection ainsi que la résistance thermique additionnelle dû à sa fermeture.

Les paramètres 13 et 14 concernent les parois opaques. Les parois opaques peuvent être regroupées par type afin que leurs caractéristiques soient semblables.
Pour chaque type de paroi opaque, ces paramètres permettent de définir :

- L'inertie
  L'inertie de la paroi est évaluée dans cette mise en œuvre par des niveaux discret (ex : légère, moyenne, lourde).
- La conductance thermique
  La conductance pris en compte dans la démarche est celle de la paroi entière, elle correspond donc à la conductance de la paroi plus celles des éventuels ponts thermiques qui s'y rattacheraient. N'ayant pas de connaissance sur les matériaux de la paroi et donc sur les caractéristiques des éventuels ponts thermiques, ce choix permet néanmoins d'intégrer les ponts thermiques dans la démarche.

Le paramètre 15 correspond au coefficient d'absorption du rayonnement solaire par les faces intérieures des parois du bâtiment. Ils influent sur la répartition de la chaleur issue du rayonnement entre les différentes parois mais aussi sur la réflexion de l'éclairement naturel par les parois opaques.

Le paramètre 16 défini le type d'ouverture des fenêtres et leur taux d'ouverture car ceci a un impact important sur les débits d'air traversant ces fenêtres lorsqu'elles sont ouvertes et donc sur la ventilation naturelle du bâtiment.

Pourquoi ne pas définir les parois opaques couche par couche ?

La définition des parois couche par couche nécessite de choisir des matériaux en phase de conception. C'est le choix que Pernodet [23] avait effectué dans son travail en proposant des bases de données de parois intégrant des matériaux proposés sur le marché. Or, des bureaux d'études à qui elle a présenté son travail, lui on fait remarquer qu'ils établissaient leur prescription en termes de caractéristiques des matériaux (notamment la conductance thermique) plutôt qu'en termes de matériaux. Il a donc été décidé dans cette mise en œuvre de la démarche de définir les parois par leurs caractéristiques.

Le cas échéant, les personnes souhaitant travailler couche par couche peuvent également appliquer la démarche mise en œuvre en utilisant les paramètres 13 et 14 pour aller chercher des parois dans des bases de données qu'elles auront définis (et intégrant un grand nombre de paroi). Une autre possibilité est de définir un nombre de couches fixe par paroi et attribuer un matériau le plus neutre possible et d'une épaisseur la plus faible possible pour les couches qui ne seraient pas utilisées.

2.4.2.3 Choix des variables

Les variables retenues dans la mise en œuvre de la démarche sont présentées au Tableau 5.
Ces variables sont utiles pour évaluer les solutions mais ne seront pas optimisées pour différentes raisons, précisées dans la suite.
Les variables 1 à 4 sont liées à la gestion des systèmes CVC et éclairage. Ces variables sont définies par le comportement des occupants (variables 1 à 4) et à ce

titre ne doivent pas être optimisées. Cependant ces variables influant sur les besoins énergétiques des postes chauffage, climatisation et éclairage, elles doivent être définies pour évaluer les solutions.
Les deux premières variables définissent une plage de température où le bâtiment évolue en régime libre. Au-dessous de cette plage, le bâtiment doit être chauffé et au-dessus de cette plage le bâtiment doit être refroidi.
Les variables 3 et 4, permettent de définir un seuil d'éclairement naturel en-dessous duquel l'éclairage artificiel doit être allumé (variable 3) et un seuil d'éclairement naturel au-dessus duquel l'éclairage artificiel doit être éteint. Ce deuxième seuil est supérieur au premier et évite que l'éclairage artificiel ne s'allume et ne s'éteigne à une fréquence importance. Ce deuxième seuil est égal à la valeur du premier auquel est ajoutée l'hystérésis (variable 4).

Numéro de la variable	Variables
1	Consigne de chauffage
2	Consigne de climatisation
3	Seuil de déclenchement de l'éclairage
4	Hystéris de maintien de l'éclairage
5	Débit de ventilation mécanique
6	Température de l'air entrant
7	Perméabilité du bâtiment
8	Taux d'ouverture des fenêtres
9	Température d'ouverture des fenêtres
10	Fermeture des protections solaires la nuit
11	Température de fermeture des protections solaires
12	Flux incident de fermeture des protections solaires
13	Apports internes
14	Occupation

Tableau 5 : Liste des variables pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche

Les variables 5 à 9 concernent la ventilation du bâtiment, ventilation mécanique pour les variables 5 et 6, et ventilation naturelle pour les variables 7 à 9.
La variable 5 est normalement définie par la réglementation mais l'insérer parmi les variables permet aux concepteurs de prendre en compte l'impact de solutions techniques qui influeraient sur le débit (ex : bouches d'aération ou surventilation destinée à rafraîchir le bâtiment). Certaines bouches d'aération en se basant sur des capteurs de CO2 ou d'humidité permettent de diminuer le débit d'air extrait du bâtiment tout en assurant le rôle hygiénique de la ventilation.
La variable 6 permet de modéliser une ventilation double flux avec échangeur de chaleur et/ou un puits canadien. Cette variable influe donc sur les besoins énergétiques et permet aux concepteurs de prendre en compte des systèmes qu'ils pensent utiliser pour leurs projets.
La variable 7 permet de modéliser la perméabilité à l'air du bâtiment. Cette valeur étant un résultat de la construction du bâtiment, elle ne peut pas être optimisée mais comme elle influe sur le taux de renouvellement d'air du bâtiment donc sur ses besoins énergétiques. Il peut donc être intéressant de la prendre en compte

dans l'évaluation des solutions pour s'approcher au plus près des performances qu'aura le bâtiment construit et ainsi de fiabiliser les pistes de conception obtenues par la démarche.

Les variables 8 et 9 sont liées au paramètre 16, le taux d'ouverture de la fenêtre est en effet borné par les possibilités du type de fenêtre choisi. Ces variables étant liées au confort des occupants du bâtiment, et ceux-ci pouvant décider de désactiver une gestion automatique qui leur déplairait, il a été décidé de ne pas les optimiser. La variable 8 permet de définir le taux d'ouverture de la fenêtre tandis que la variable 9 fixe la température d'ouverture.

Les variables 10 à 12 modélisent la gestion de l'ouverture des protections solaires. Ces variables étant liées au confort des occupants du bâtiment, et ceux-ci pouvant décider de désactiver une gestion automatique qui leur déplairait, il a été décidé de ne pas les optimiser.
La gestion des protections solaires permet d'intégrer une fermeture nocturne et une gestion diurne basée sur le flux solaire incident et une température intérieure à définir (ex : température intérieure instantanée ou moyennée sur plusieurs heures).
Les variables 13 et 14 modélisent le comportement des occupants via leurs horaires de présence et les apports de chaleur que celle-ci engendre (métabolisme, informatique, …).

Partie 3 :

Test de la démarche sur un cas simple

Plan de la partie

Préambule *83*

3.1 Choix de modèles d'évaluation des solutions *83*
3.1.1 Caractéristiques nécessaires aux modèles d'évaluation des solutions ..83

3.2 Premier cas de test *87*
3.2.1 Présentation du cas de test 87
3.2.2 Paramétrage de l'algorithme d'optimisation 89

3.3 Analyse des solutions obtenues *91*
3.3.1 Capacité de la méthode d'optimisation à obtenir les solutions optimales 91

Synthèse *97*

Préambule

Afin de tester la démarche et sa mise en œuvre, il a été décidé de procéder en deux temps. Premièrement, tester la mise en œuvre de la démarche sur un cas de test simple (faible temps d'évaluation d'une solution et possibilité de simuler toutes les solutions pour obtenir les solutions optimales) afin d'évaluer sa capacité à trouver les solutions optimales et s'assurer ainsi de l'efficacité de la méthode d'optimisation choisie.
Deuxièmement, appliquer la mise en œuvre de la démarche à un cas réaliste afin d'évaluer son fonctionnement et son apport au processus de conception.

Cette partie va présenter la première étape de test de la mise en œuvre de la démarche.
La seconde étape sera traitée dans la partie suivante.

3.1 Choix de modèles d'évaluation des solutions

Aucun outil ou modèle d'évaluation des objectifs n'est attaché à la démarche ou à sa mise en œuvre. Avant d'effectuer la première étape de test il est donc nécessaire de définir les outils qui seront utilisés pour évaluer les solutions durant les deux étapes de test.

3.1.1 Caractéristiques nécessaires aux modèles d'évaluation des solutions

3.1.1.1 Caractéristiques nécessaires au modèle d'évaluation des besoins énergétiques

Ce travail ne développera pas de nouveau modèle d'évaluation des besoins énergétiques donc le modèle qui sera retenu sera un des très nombreux logiciels de simulation thermique du bâtiment [82].
Afin de choisir ce modèle d'évaluation, les caractéristiques qui lui sont nécessaires vont être présentées ci-dessous.

Tout d'abord, l'outil choisi doit pouvoir évaluer les besoins énergétiques dû au chauffage et à la climatisation dans un bâtiment mais également ceux dû à l'éclairage, en se basant sur la mesure de l'éclairement naturel dans les différentes pièces du bâtiment. Le modèle d'évaluation de l'éclairage devra soit être intégré à l'outil soit pouvoir y être intégré en utilisant les mesures d'éclairement naturel.

L'aménagement intérieur ayant un poids important sur les besoins énergétiques (notamment l'éclairage), il est nécessaire que le modèle choisi permette de le représenter fidèlement pour mesurer l'impact des différents aménagements intérieurs possibles sur les besoins énergétiques.

Le modèle choisi doit permettre de modifier les variables définissant le comportement des occupants afin de les faire correspondre aux comportements des futurs occupants des bâtiments.

Le logiciel doit avoir une précision suffisante pour éviter que si une solution A a des besoins énergétiques plus important qu'une solution B, le modèle ne donne un

résultat opposé (même si l'écart entre les solutions est faible). Cela évitera que le modèle d'évaluation n'influe sur les résultats fournis par la méthode d'optimisation.
Cependant, le temps d'évaluation des solutions doit rester relativement faible (de l'ordre de la minute) pour pouvoir évaluer un nombre important de solution (plusieurs milliers) en un temps raisonnable vis-à-vis du processus de conception.
En outre, le pas de temps doit être assez faible (l'heure ou inférieur) pour que le modèle puisse efficacement prendre en compte les différents phénomènes physiques mis en jeu dans le bâtiment mais pas trop faible pour limiter le temps de simulation. Le pas de temps horaire est un bon compromis qui possède ces deux caractéristiques. De plus, ce pas de temps est celui des fichiers météorologiques français.

L'outil d'évaluation des besoins énergétiques doit pouvoir être couplé avec un outil de calcul aéraulique du bâtiment afin de pouvoir évaluer l'impact des différents paramètres agissant sur la ventilation naturelle du bâtiment.

L'outil d'évaluation des besoins énergétiques doit avoir une description du rayonnement permettant d'évaluer l'apport des casquettes. Pour cela, il est nécessaire que l'outil utilise le rayonnement solaire direct et pas uniquement le rayonnement solaire global.

Il n'est pas nécessaire que le modèle intègre une description des ponts thermiques car les parois ne sont pas définis couche par couche dans la mise en œuvre de la démarche et les ponts thermiques sont intégrés dans les valeurs fournies pour les caractéristiques de la paroi.

3.1.1.2 Choix du modèle d'évaluation des besoins énergétiques

Afin de respecter l'ensemble de ces caractéristiques (notamment celles concernant la précision de l'évaluation, le rayonnement et l'aménagement intérieur), il est nécessaire d'utiliser un logiciel de simulation thermique dynamique (STD).
Parmi les logiciels de STD, le logiciel TRNSYS est un logiciel ouvert disposant d'une mesure de l'éclairement intérieur dans les différentes pièces et permet donc d'intégrer un modèle d'évaluation des besoins d'éclairage. Il permet également d'effectuer des calculs aérauliques via des couplages avec d'autres logiciels (COMIS, CONTAM, TrnFlow).

De plus, ce logiciel, couramment utilisé, est également couplé avec l'algorithme NSGA-II via l'outil MultiOpt.

Le logiciel TRNSYS sera donc retenu comme outil d'évaluation des besoins énergétiques dans ce travail.

3.1.1.3 Caractéristiques nécessaires au modèle d'évaluation du coût de construction et choix de ce modèle

Le modèle de coût n'intègre que le coût de construction, le coût des postes VRD et terrassement ainsi que des réseaux et systèmes étant exclu. Le modèle de coût est donc constitué des prix des matériaux des différentes parois types, d'un coût de main d'œuvre et d'un temps de mise en œuvre des différents matériaux. Le

modèle sera donc constitué d'une base de données de coût surfacique pour les différentes parois. Les valeurs de cette base de données seront issues d'un logiciel commercial d'évaluation des coûts.
Ce modèle nécessitant seulement d'utiliser une base de données et d'effectuer des multiplications et des sommes, il sera intégré à TRNSYS.

3.1.1.4 Présentation de TRNSYS

TRNSYS (TRaNsient SYstem Simulation program) est un environnement de simulation adapté à la simulation dynamique des systèmes. Il peut notamment simuler le comportement thermique d'un bâtiment et de ses systèmes CVC en régime transitoire.

TRNSYS est un logiciel ouvert et modulaire, qui possède plusieurs modèles de bâtiments et de large bibliothèque de systèmes de chauffage, de climatisation, d'éclairage, de contrôleur, …. Il existe notamment un modèle thermique nodal de bâtiment multizone, appelé « type 56 » qui y est couramment utilisé pour décrire les bâtiments.
TRNSYS dispose d'une interface graphique appelée TRNBuild qui permet de décrire précisément le bâtiment utilisé par le type 56 : zonage thermique, géométrie, matériaux des parois, scénarios d'occupation (horaires d'occupation, consigne CVC, apports internes, …).
TRNSYS contient également des modèles pour faire des liens vers d'autres logiciels tels que Matlab ou Excel, ce qui offre des possibilités de traitement des résultats ou de couplage avec d'autres logiciels de simulation.

Par ailleurs, des outils permettant de faire des optimisations avec TRNSYS ont été développés, comme MultiOpt [23] ou TRNOpt (une interface de TRNSYS pour utiliser GenOpt [83]).

Sous TRNSYS, un problème de simulation est défini par des boites (représentant les composants) et reliées entre elles par des liaisons modélisant les échanges d'information entre les composants. Les informations échangées entre les boites sont précisées via des connexions entre les différentes entrées et sorties de chacune des boites. Les composants sont également paramétrés pour correspondre aux besoins des utilisateurs.

A chaque pas de temps, le type 56 calcule les besoins thermiques du bâtiment (chauffage et climatisation) ainsi que différentes valeurs (ex : températures des différentes parois et de l'air pour les différentes pièces, éclairement naturel sur les différentes parois,…). Ces valeurs sont fournies à TRNSYS à chaque pas de temps.

Les autres composants du fichier TRNSYS permettent de définir les différents systèmes utilisés, leurs régulations, les fichiers climatiques utilisés ainsi que les entrées du type 56 susceptibles de varier au cours de la simulation (ouverture/fermeture des protections solaires mobiles, horaires d'occupation des différents locaux, apports internes, consigne CVC,…).

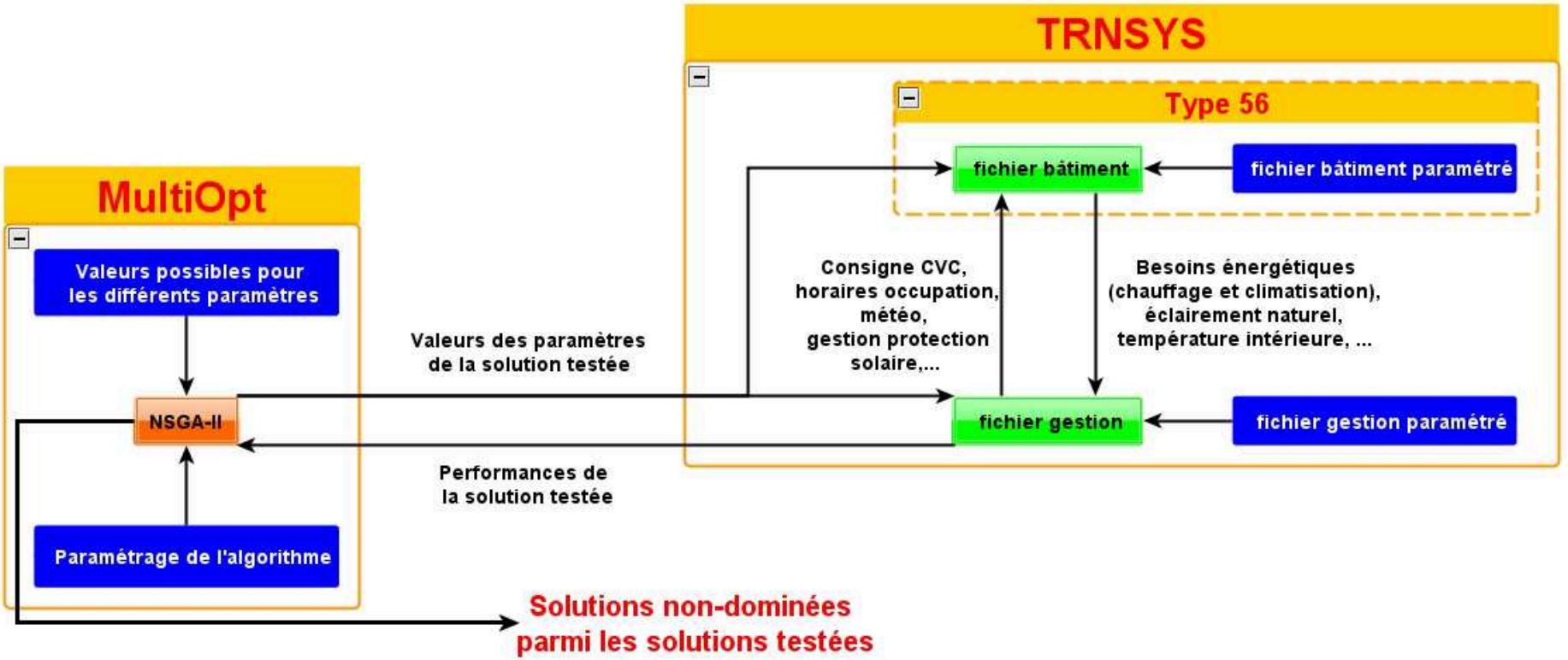


Figure 20 : Présentation du fonctionnement de MultiOpt

3.1.1.5 Présentation de MultiOpt

L'outil MultiOpt a été développé dans le cadre du travail de Pernodet [23]. Cet outil utilise l'algorithme génétique NSGA-II pour chercher les solutions optimales d'un problème. Le problème étudié est décrit par des fichiers TRNSYS (fichier de base de TRNSYS et éventuellement modèle de bâtiment) dans lesquels les paramètres à optimiser sont définis. Les valeurs que peuvent prendre ces paramètres et le paramétrage de l'algorithme sont définies au sein de MultiOpt. Ce fonctionnement est présenté à la Figure 20.

3.2 Premier cas de test

L'objectif de ce premier cas de test est de s'assurer de la capacité de la méthode d'optimisation à obtenir des solutions optimales en un nombre faible de simulation. Le cas de test utilisé doit donc être suffisamment simple et l'espace des solutions suffisamment faible, pour pouvoir évaluer toutes les solutions et ainsi obtenir les solutions optimales à ce problème.

3.2.1 Présentation du cas de test

3.2.1.1 Présentation de la géométrie

Le cas de test retenu est issu de la norme EN 15265 [84] servant à la validation des algorithmes de calculs des besoins de chauffage et de climatisation des logiciels de simulation thermique des bâtiments.

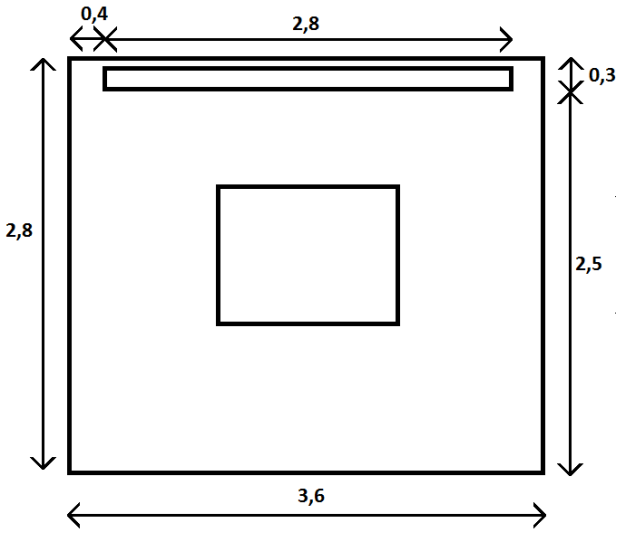


Figure 21 : Schéma de la géométrie de la façade ouest du bâtiment test

Le cas de test est basé sur celui utilisé dans la norme EN 15265. Le bâtiment choisi est un parallélépipède, représentant un bureau, n'ayant qu'une face thermiquement déperditive et donnant sur l'extérieur, les autres faces étant opaques et adiabatiques. La paroi déperditive est un mur vertical de 10,08 m² orienté vers l'ouest et muni d'une fenêtre centrée dans cette paroi, dont la surface est déterminée par l'optimisation. Les dimensions du parallélépipède sont 3,6 m de largueur, 5,5 m de profondeur et 2,8 m de hauteur (cf. Figure 21).

Une casquette est positionné à 2,5 m de hauteur, a une largeur de 2,8 m et sa longueur est dimensionnée par l'optimisation. Son épaisseur n'est pas utile dans le modèle.

3.2.1.2 Paramètres à optimiser

Les paramètres à optimiser et les valeurs qu'ils peuvent prendre sont donnés dans le Tableau 6 ci-dessous.

Type de gènes	Valeurs
Inertie des parois	légère (l) - Moyenne (M) - Lourde (L)
Coefficient d'absorption CLO intérieur	0,3 - 0,4 – 0,5 – 0,6 – 0,7 – 0,8
Type de fenêtre à l'ouest	double - double basse émissivité - triple basse émissivité
Taux de vitrage à l'ouest	20% - 40% - 60% - 80%
Longueur de casquette à l'ouest	0% - 5% - 10% - 15% - 20% - 25% de la hauteur du local
Positionnement de la protection solaire	interne ou externe
U de la paroi	0,1 - 0,2 - 0,3 - 0,5

Tableau 6 : Paramètres optimisés et valeurs possibles pour le cas de test simple

L'objectif de ce cas de test étant d'avoir un espace des solutions possibles assez restreint pour pouvoir simuler l'ensemble des solutions, le nombre de paramètres a été limité.
Pour cette raison, les paramètres liés à la géométrie et à l'orientation du bâtiment ne seront pas optimisés pour ce cas de test.

Le couplage TRNSYS-MultiOpt ne permettant pas d'apprécier l'impact de la hauteur relative de la fenêtre, ce paramètre n'est pas optimisé pour ce cas de test.

Le couplage TRNSYS-MultiOpt ne permettant pas non plus de travailler sur les matériaux des huisseries et sur le modèle de protection solaire, ces deux paramètres ne seront donc pas étudiés.

Le bureau étant climatisé, la fenêtre a été considérée comme toujours fermée. Cela permet de ne pas avoir recours à un modèle aéraulique et ainsi de ne pas complexifier le modèle d'évaluation et de limiter le temps de simulation.

Par ailleurs, toutes les parois du bureau ont la même inertie. Celle-ci est optimisée.
Le coefficient d'absorption du rayonnement solaire (coefficient d'absorption CLO) est le même pour les faces intérieures de toutes les parois (même peinture sur toutes les parois).
Etant donné qu'il n'y a qu'une paroi vitrée, les paramètres liés à cette paroi ne sont optimisés que pour une orientation. Il en est de même pour la conductance de la paroi extérieure, étant donnée qu'il n'y qu'une paroi déperditive.
La composition des parois, la description des matériaux et le cout au m^2 par paroi sont donnés en annexe respectivement dans les Tableau 30, Tableau 31 et Tableau 32.

Le coût des différents vitrages, les caractéristiques des fenêtres et des stores sont également donnés en annexe respectivement dans les Tableau 33, Tableau 34 et Tableau 35.

3.2.1.3 Précision sur le modèle utilisé

Le modèle d'éclairage utilisé vise à obtenir un éclairement en occupation d'au moins 500 lux en moyenne sur la surface du plancher. L'éclairage artificiel s'allume en occupation lorsque l'éclairement naturel moyen est en-dessous de 500 lux d'éclairement naturel et s'éteint au-dessus de 550 lux d'éclairement naturel ou à la fin de la période d'occupation. L'éclairage artificiel est en mode tout ou rien et apporte une puissance lumineuse égale à 500 lux multipliée par la surface de plancher de la pièce. Afin de convertir cette puissance lumineuse en énergie, il est nécessaire de définir une efficacité lumineuse par défaut de l'éclairage artificiel. La valeur prise correspond à l'efficacité lumineuse de tubes fluocompactes (0,02 W/lm). Cet éclairage artificiel est modélisé dans TRNSYS sous la forme d'apport interne de chaleur.

Le bureau est considéré comme occupé entre 8h et 18h du lundi au vendredi. Les horaires d'occupation sont donnés en heure légale, c'est-à-dire avec un décalage par rapport à l'heure solaire de 1h en hiver et de 2h en été.
Le bureau est considéré comme occupé par 2 personnes.
La ventilation ne fonctionne qu'en occupation tandis que le chauffage et la climatisation fonctionne en permanence tout au long de la semaine, sans réduit.
Les valeurs des différentes variables sont données dans le Tableau 36 en annexe.

La fermeture des protections solaires mobiles dépend de la moyenne de la température d'air intérieure sur 24h et du rayonnement solaire incident. Les stores ne se ferment que si le seuil de température intérieure moyenne et le seuil de flux incident sont atteints ainsi que la nuit si cela fait partie du scénario.

Le fichier météorologique utilisé est le fichier Meteonorm de la ville de Trappes.

La valeur des besoins énergétiques fournie pour chaque solution est la somme pondérée des besoins de chauffage, climatisation et éclairage. Les besoins de chauffage et de climatisation sont pondérés d'un coefficient 1 tandis que l'éclairage est pondéré d'un coefficient 2,5. Ces coefficients ont été choisis afin de prendre en compte les efficacités énergétiques différentes des systèmes utilisés pour ces différents postes.

3.2.2 Paramétrage de l'algorithme d'optimisation

Afin de pouvoir utiliser l'algorithme d'optimisation NSGA-II, 4 données doivent être définies (cf. §1.2.5.5). Ces données sont :

- La taille de population
- La probabilité de croisement
- La probabilité de mutation
- Un critère d'arrêt (ex : nombre de génération dans MultiOpt)

Le paramétrage de l'algorithme génétique est important car il influe sur le temps de calcul (via la taille de population et le nombre de génération) et peut également influer sur l'efficacité de la recherche des solutions optimales (via les probabilités de croisement et de mutation), donc sur la qualité des solutions obtenues (risque d'arrêt de l'optimisation avant la convergence vers les solutions optimales ou recherche inefficace dans l'espace des solutions).

Selon Michalewicz et Schmidt [85], le choix du paramétrage est lié au problème à traiter. Selon eux, le paramétrage de l'algorithme peut être obtenu de 4 façons :

- Au hasard
- En testant différents paramétrages
- En optimisant les paramètres de l'algorithme génétique au cours de l'optimisation en fonction de l'évolution des solutions obtenues, soit par une métaheuristique soit en les traitants comme des gènes du problème
- Par analogie avec d'autres travaux mais il est difficile de s'assurer de l'équivalence entre les problèmes traités.

Nous avons décidé de ne pas créer de nouvelles méthodes d'optimisation par manque de temps. Pour cette même raison, nous ne ferons pas varier les paramètres au cours de l'optimisation car la mise en place d'algorithme faisant varier les paramètres au cours de l'optimisation est complexe et l'outil que nous utilisons, MultiOpt, ne permet pas d'intégrer les paramètres de l'algorithme génétique comme des gènes.

Les travaux utilisant le même algorithme génétique que dans ce mémoire (le NSGA-II) et traitant des mêmes problématiques avec un espace des solutions possibles de taille similaire et un temps d'évaluation d'une solution équivalent, ne sont pas nombreux. Nous pouvons notamment citer celui de Pernodet [23] qui travaille sur l'optimisation de la réhabilitation de bâtiment mais son étude porte sur plus d'objectifs et ne traite pas certains paramètres traités dans ce mémoire comme les tailles de fenêtres.

Le travail de Wright [86] (lié à celui de Wetter [16]) sur la robustesse d'un algorithme génétique, bien qu'appliqué seulement à l'optimisation du dimensionnement des fenêtres et des casquettes ainsi qu'à la gestion des stores selon un objectif (les besoins énergétiques), est intéressant par son étude sur le paramétrage de l'algorithme .

Pour la taille de population, une valeur de 50 a été retenue. Cette valeur est inférieure à celle généralement retenue, qui est de 80 selon Wright, mais supérieure à celle utilisée par Pernodet (40). Une taille de population plus faible permet de limiter le temps de calcul. La taille de population pourra être augmentée si la méthode d'optimisation n'obtient pas les solutions optimales.
Pour la probabilité de croisement, une valeur de 0,7 a été retenue. Cette valeur a été utilisée par Pernodet et c'est la valeur minimale recommandée par Wright.
Pour la probabilité de mutation une valeur de 0,3 a été choisie. Cette valeur est inférieure à la valeur utilisée par Pernodet (0,5) mais supérieure aux valeurs utilisées dans la littérature selon Wright (1/ nombre de gènes soit 0,14 pour notre cas).

L'outil MultiOpt nécessite de définir un nombre de génération. Une valeur de 50 générations est alors définie. Cette valeur est inférieure à celle de Pernodet (70 générations) mais son travail portait sur 12 paramètres. Une analyse de l'évolution de l'optimisation permettra d'évaluer l'intérêt de réduire ou d'augmenter le nombre de génération.

3.3 Analyse des solutions obtenues

L'objectif de ce chapitre est de s'assurer que la méthode d'optimisation permette d'obtenir des solutions proches (ou égale aux) des solutions optimales et de s'assurer de la robustesse de la méthode d'optimisation.
Dans un premier temps, toutes les solutions de ce cas de base sont simulées afin d'obtenir les solutions optimales.
Dans un deuxième temps, trois optimisations sont effectuées avec le paramétrage de base proposé ci-dessus. Ces optimisations permettront de comparer les solutions obtenues aux solutions optimales afin de s'assurer de la capacité de la méthode d'optimisation à obtenir des solutions optimales (ou à défaut proche de celles-ci). Elles permettront aussi de comparer les 3 populations de solutions obtenues entre elles afin de s'assurer de la robustesse de la méthode d'optimisation.

3.3.1 Capacité de la méthode d'optimisation à obtenir les solutions optimales

3.3.1.1 Obtention des solutions optimales

Le cas de test simple étant conçu pour avoir un nombre de solutions possibles relativement limité (10368 solutions), il est donc possible d'évaluer toutes ces solutions pour obtenir les solutions optimales.

La Figure 22 montre les performances de l'ensemble des solutions possibles et met en exergue les solutions optimales.
Parmi les 10368 solutions possibles, seules 18 sont optimales. Les caractéristiques et les performances de ces solutions optimales sont présentées au Tableau 37 en annexe.
La Figure 22 montre que des solutions non-optimales sont très proches des solutions optimales et donc que l'obtention des solutions optimales risques d'être complexe.

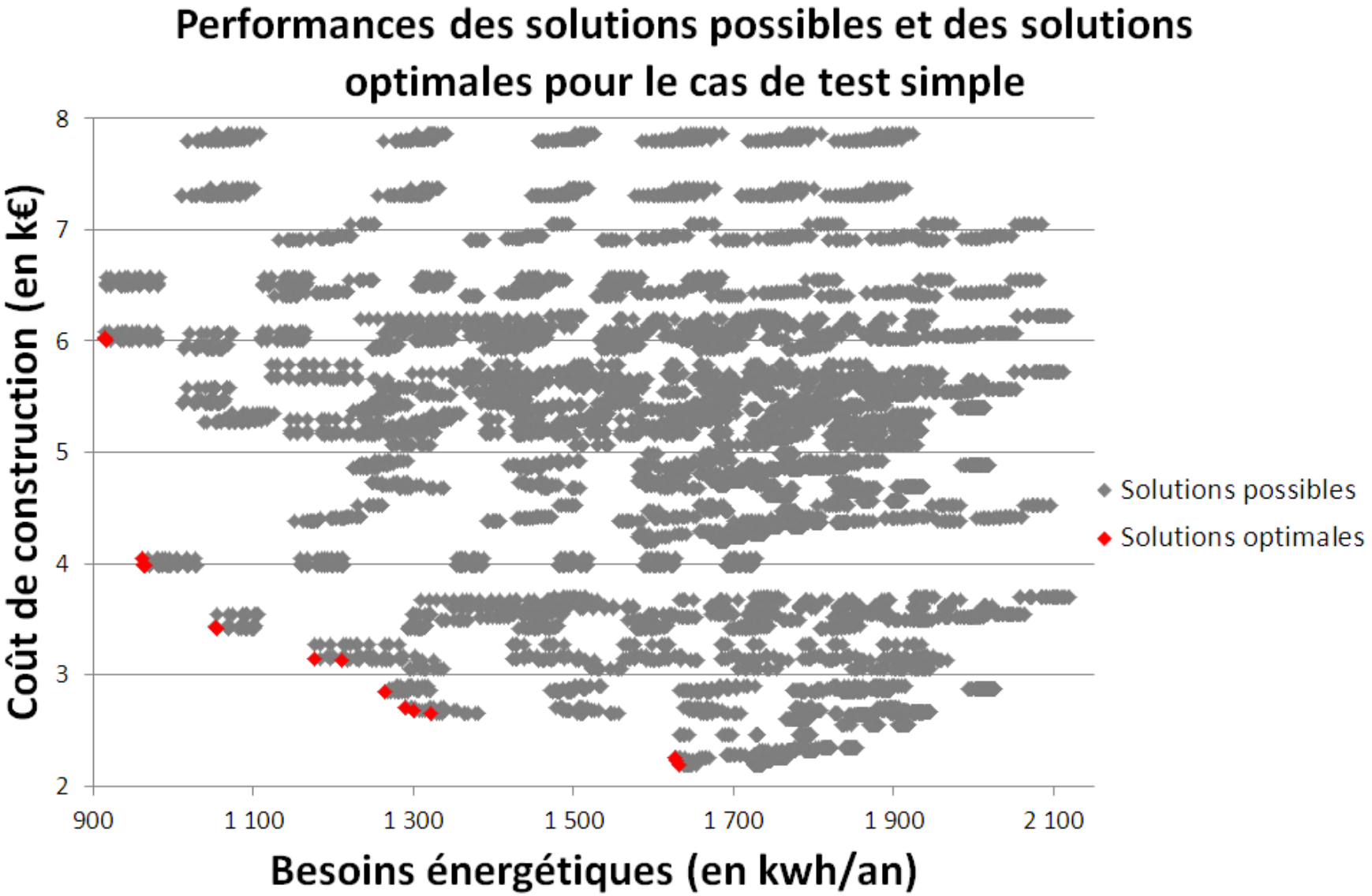


Figure 22 : Performances des solutions possibles et des solutions optimales pour le cas de test simple

Solutions optimales		Ecart entre les solutions optimales et la solution la plus proche obtenue par chaque optimisation					
Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)	50_50_0,7_0,3 (1)		50_50_0,7_0,3 (2)		50_50_0,7_0,3 (3)	
		Energie (en kWh/an)	Cout (en €)	Energie (en kWh/an)	Cout (en €)	Energie (en kWh/an)	Cout (en €)
914,1	6026,8	x	x	x	x	x	x
914,5	6018,4	x	x	x	x	x	x
915,5	6008,9	x	x	x	x	x	x
961,5	4047,1	x	x	0,7 (0,1%)	-52,5 (-1,3%)	0,7 (0,1%)	-52,5 (-1,3%)
962,2	3994,6	x	x	x	x	x	x
963,1	3986,1	x	x	x	x	x	x
964,4	3976,7	x	x	x	x	x	x
1052,6	3429,1	x	x	x	x	x	x
1054,3	3410,6	x	x	x	x	x	x
1175,9	3147,1	x	x	x	x	x	x
1210,6	3128,6	x	x	x	x	x	x
1263,4	2844,5	5,8 (0,5%)	27,6 (1,0%)	3,9 (0,3%)	0	3,9 (0,3%)	0
1290,2	2708,8	x	x	x	x	x	x
1300,9	2684,1	x	x	x	x	x	x
1321,2	2656,5	x	x	x	x	x	x
1626,4	2253,9	1,7 (0,1%)	0	1,7 (0,1%)	-22,8 (-1,0%)	x	x
1628,1	2221,1	1,4 (0,1%)	0	x	x	x	x
1632,9	2184,4	3,8 (0,2%)	0	3,7 (0,2%)	0	3,7 (0,2%)	0

Tableau 7 : Ecarts entre les solutions optimales et les solutions obtenues par les 3 optimisations

3.3.1.2 Solutions obtenues par les 3 optimisations

Les solutions obtenues par les 3 optimisations sont présentées en annexe (cf. Tableau 42, Tableau 43 et Tableau 44). Pour plus de lisibilité des performances de la méthode d'optimisation seuls les écarts entre les solutions optimales et les solutions les plus proches obtenues par les différentes optimisations sont présentées dans le Tableau 7 ci-dessus. Dans ce tableau, les croix représentent les cas où la solution optimale est obtenue par l'optimisation étudiée. Dans les autres cas, l'écart entre la solution optimale et la solution la plus proche obtenue par l'optimisation est donné en valeur absolue et en valeur relative entre parenthèses.

Le Tableau 7 permet de constater que les solutions obtenues sont proches des solutions optimales. L'écart le plus important pour les besoins énergétiques étant de 5,8 kWh/an en valeur absolue et de 0,5% en valeur relative tandis qu'il est respectivement de 52,5€ et 1,3% pour le coût.
Ces résultats montrent que la méthode d'optimisation permet d'obtenir les solutions optimales ou des solutions très proches de celle-ci pour ce cas de test.
En outre, le nombre de solutions testées est relativement faible puisque respectivement 93, 94 et 104 solutions différentes sont utilisées par la méthode d'optimisation. Ces chiffres sont à comparer aux 1275 solutions différentes que la démarche aurait pu tester (50 solutions aléatoires lors de la première génération puis 25 solutions par génération).

Lors du paramétrage de l'algorithme, le nombre de génération avait été choisi de manière arbitraire, il est donc intéressant de connaître l'évolution des résultats fournis par la démarche au fil des générations. Pour ce faire, les résultats de l'optimisation au bout de 30 générations sont analysés dans la suite.
Entre les générations 30 et 50 et pour les 3 optimisations, la méthode d'optimisation a testée peu de nouvelles solutions (aucune nouvelle solution n'a été testée par la méthode entre les générations 30 et 50 pour la 1^{e} optimisation, 3 pour la 2^{e} et une pour la 3^{e}). Cependant, les solutions testées ont permis d'améliorer les solutions obtenues (parmi les 3 nouvelles solutions testées par la démarche dans la 2^{e} optimisation, 2 sont optimales et la 3^{e} est une solution non dominée ; la nouvelle solution testée dans la 3^{e} optimisation est également optimale). L'écart maximal entre les plus proches solutions obtenues par les différentes optimisations et les solutions optimales est donc plus important au bout de 30 générations qu'au bout de 50 générations (cf. Tableau 38 en annexe, les évolutions par rapport à la génération 50 sont surlignés en vert) (10,7 kWh/an et 0,8% pour les besoins énergétiques ; 69,5 € et 3,1% pour le coût de construction).

Dans le cas où toutes les solutions appelées par la démarche sont testées (ce qui est notre cas) l'intérêt d'utiliser 50 générations plutôt que 30 est faible car la faible amélioration des solutions se fait au prix d'une augmentation de 67% du temps de calcul. Par contre, si uniquement les nouvelles solutions testées sont évaluées alors l'augmentation du temps d'optimisation est très faible et il permet une amélioration substantielle des solutions obtenues.

3.3.1.3 Robustesse de la méthode d'optimisation

La première génération de solution de la méthode d'optimisation étant générée aléatoirement et la création de nouvelles solutions étant basée sur l'aléatoire, les populations de solutions obtenues par différentes optimisations répondant à un même problème peuvent être très différentes.
Afin que les résultats fournis aux concepteurs ne soient pas aléatoires, il est nécessaire de s'assurer que la méthode d'optimisation fournisse des populations de solutions identiques ou proches pour plusieurs itérations d'un même problème. Trois optimisations répondant à un même problème ont été réalisés pour ce cas de test. Les populations de solutions obtenues par ces 3 optimisations vont donc être comparées pour s'assurer de la robustesse (obtention de solutions identiques ou proches pour plusieurs itérations d'un même problème) de la méthode d'optimisation pour ce problème.

Toutes les solutions obtenues n'étant pas optimales, il est donc nécessaire de vérifier que la méthode d'optimisation fournit des populations de solutions proches pour les différentes optimisations. Pour cela, les différentes populations de solutions obtenues ont été comparées entre elles (cf. Tableau 8 ainsi que Tableau 39, Tableau 40 et Tableau 41 en annexe).

Premier constat, la taille des populations obtenues pour les différentes populations est proche (variant entre 16 solutions et 18 solutions selon les optimisations). Le nombre de solutions communes est important variant entre 76% et 100% (toutes les solutions obtenues par la 2^e optimisation sont obtenues par la 3^e).
L'écart maximal constaté entre une solution d'une population et la solution la plus proche issue d'une autre population est de 1,9 kWh/an et de 0,1% pour les besoins énergétiques alors qu'il est de 52,5 € et 1,5% pour le coût. Dans le domaine des paramètres, cet écart ne dépasse pas 2 paramètres.

Ces résultats montrent que les populations de solutions obtenues par les 3 optimisations sont proches à la fois dans le domaine des objectifs et dans le domaine des paramètres.
La méthode d'optimisation retenue est donc robuste pour ce cas de test.

Ensemble des solutions obtenues par les 3 optimisations		Ecart entre les solutions obtenues par les 3 optimisations et la solution la plus proche de chaque optimisation			Ecart entre les solutions obtenues par les 3 optimisations et la solution la plus proche de chaque optimisation					
Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)	50_50_0,7_0,3 (1)	50_50_0,7_0,3 (2)	50_50_0,7_0,3 (3)	50_50_0,7_0,3 (1)		50_50_0,7_0,3 (2)		50_50_0,7_0,3 (3)	
					Energie	Cout	Energie	Cout	Energie	Cout
914,1	6026,8	x	x	x	x	x	x	x	x	x
914,5	6018,4	x	x	x	x	x	x	x	x	x
915,5	6008,9	x	x	x	x	x	x	x	x	x
961,5	4047,1	x	1 paramètre	1 paramètre	x	x	0,7(0,1%)	-52,5 (-1,3%)	0,7 (0,1%)	-52,5 (-1,3%)
962,2	3994,6	x	x	x	x	x	x	x	x	x
963,1	3986,1	x	x	x	x	x	x	x	x	x
964,4	3976,7	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1052,6	3429,1	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1054,3	3410,6	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1175,9	3147,1	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1210,6	3128,6	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1267,3	2844,5	2 paramètres	x	x	1,9 (0,1%)	-27,6 (-1,0%)	x	x	x	x
1269,2	2872,1	x	2 paramètres	2 paramètres	x	x	-1,9 (-0,1%)	27,6 (1,0%)	-1,9 (-0,1%)	27,6 (1,0%)
1290,2	2708,8	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1300,9	2684,1	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1321,2	2656,5	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1626,4	2253,9	1 paramètre	1 paramètre	x	1,7 (0,1%)	0	1,7 (0,1%)	-32,8 (1,5%)	x	x
1628,1	2221,1	1 paramètre	x	x	1,4 (0,1%)	0	x	x	x	x
1628,1	2253,9	x	2 paramètres	1 paramètre	x	x	0,0 (0,0%)	32,8 (1,5%)	-1,7 (-0,1%)	0
1629,5	2221,1	x	1 paramètre	1 paramètre	x	x	-1,4 (-0,1%)	0	-1,4 (-0,1%)	0
1636,6	2184,4	1 paramètre	x	x	0,1 (0,0%)	0	x	x	x	x
1636,7	2184,4	x	1 paramètre	1 paramètre	x	x	-0,1 (0,0%)	0	-0,1 (0,0%)	0

Tableau 8 : Ecart entre les solutions obtenues par les 3 optimisations et celles obtenues par chaque optimisation

Synthèse

La part d'aléatoire contenue dans la méthode d'optimisation nécessitait d'effectuer cette étape afin de s'assurer de la robustesse de la méthode et de sa capacité à obtenir des solutions optimales pour un cas simple (non réaliste). Cette étape visait aussi à choisir des outils de test de la démarche et à vérifier leur fiabilité.

Cependant, cette étape, bien que nécessaire, n'apporte pas d'informations sur le comportement de la méthode d'optimisation pour un cas de test réel ou réaliste (c'est-à-dire que les concepteurs pourront avoir à traiter).

Pour ce faire, un cas de test plus complexe et plus réaliste va être utilisé dans la partie suivante afin de se rapprocher d'un cas de test réel. Il permettra de tester les performances de la méthode d'optimisation ainsi que la capacité de la démarche développée à atteindre ses objectifs sur un cas de test plus proche des conditions d'utilisation futures de la démarche.

Partie 4 :

Test de la démarche sur un cas réaliste

Plan de la partie

Préambule *99*

4.1 Présentation du cas de test *99*
4.1.1 Présentation des caractéristiques du cas de test 100
4.1.2 Paramétrage de l'algorithme d'optimisation 105

4.2 Présentation des résultats *106*
4.2.1 Etude de robustesse de la démarche avec le paramétrage de base ... 106
4.2.2 Sensibilité des résultats de la démarche au paramétrage de l'algorithme génétique 113
4.2.3 Sensibilité des solutions obtenues à la plage de variation et à la discrétisation des paramètres 125
4.2.4 Impact du comportement des occupants 129
4.2.5 Aide à la connaissance et extraction de solutions performantes 134

Préambule

La méthode d'optimisation s'est révélée rapide et efficace pour traiter un cas simple. Cependant, ce cas est très éloigné des conditions futures d'utilisation de la démarche. Pour cette raison, la démarche va être testée, dans cette partie, sur un cas plus réaliste.
Néanmoins avant de s'assurer de la capacité de la démarche à fournir de la connaissance et des pistes de conception pour un cas réel, il est intéressant de tester la démarche sur un cas de complexité intermédiaire. Si le test effectué sur ce cas est concluant, la démarche pourra alors être testée sur un cas réel.

4.1 Présentation du cas de test

L'objectif de cette partie est de tester l'efficacité et la robustesse de la méthode d'optimisation sur un cas réaliste ainsi que la capacité de la démarche à extraire de la connaissance et des pistes de conception à partir des solutions obtenues par cette méthode.

Le cas de test étudié dans cette partie sera un cas de test réaliste, c'est-à-dire que les concepteurs pourraient avoir à le traiter. Comme cela a été expliqué précédemment, ce cas de test vise à avoir une complexité intermédiaire entre le cas simple utilisé précédemment et un projet réel de conception.
Ce cas traitera de la conception d'un bâtiment de bureau tertiaire à la géométrie fixée. Cette géométrie présentée à la Figure 23 ci-dessous, n'a pas été choisie au hasard. Elle modélise un type de bâtiment de bureaux répandus dans le parc existant (un couloir central et des bureaux de chaque côté de ce couloir donnant sur l'extérieur). Le choix de cette géométrie intérieure n'est pas sans impact car il modifie le comportement énergétique du bâtiment par rapport à un open-space en empêchant les apports solaires pénétrant par une façade d'atteindre la zone de bureau proche de l'autre façade. La chaleur ne peut donc pas être transmise directement du bureau 1 au bureau 2 (et inversement) mais seulement via le couloir ou la salle de réunion. Quant à l'éclairement naturel pénétrant dans chaque bureau, il n'est issu que d'une seule façade.
Cette géométrie intérieure, correspondant à un cas de complexité moyenne (supérieure à celle de l'open-space) et étant couramment utilisé dans la réalité, a donc été retenue.

Ce cas est constitué de différentes types de zones avec des scénarii d'occupation différent et représentant les différents types de zones que l'on peut trouver dans un bâtiment de ce type.
La profondeur des bureaux (5 m) a été déterminée pour correspondre à la profondeur maximale d'accès effectif à l'éclairement naturel (cf. [87]).

La division des zones de bureaux, en bureaux plus petit aurait permis de mieux correspondre à la réalité du parc actuel mais aurait fortement augmenté le nombre de zones (de 6 à 24 zones pour des bureaux de 4m de large) et donc le temps de calcul, sans apporter un intérêt supplémentaire au test de la démarche.

La prise en compte des contraintes fait partie de la complexité d'un problème de conception. Cependant, ne pas prendre en compte les contraintes liées à un projet

de bâtiment particulier dans ce cas de test permet de le simplifier et de complexifier progressivement les cas de test, et ainsi de vérifier progressivement le fonctionnement de la démarche.

Ce cas de test permet de travailler avec un nombre de paramètres important (équivalent à un cas réel) et donc avec un espace de solution d'une taille similaire aux problèmes que la méthode d'optimisation devra tester ultérieurement mais sans prendre en compte les contraintes liées à un programme et à une parcelle (sachant que la méthode d'optimisation choisie peut intégrer ces contraintes) et sans travailler sur la géométrie.
Ce cas permettra donc de s'assurer de la capacité de la démarche à fournir de la connaissance aux concepteurs pour les aider à trouver des pistes de conception performantes pour leurs projets. Tout en sachant que si la démarche répond positivement à nos attentes, des tests et des améliorations devront encore être réalisés avant que la démarche ne soit opérationnelle.

4.1.1 Présentation des caractéristiques du cas de test

4.1.1.1 Géométrie et caractéristiques du cas de test

Le bâtiment de test est un bâtiment réaliste (mais non réel) R+2 de 1800 m² situé à Lyon. Ce bâtiment dont le plan d'un étage est présenté à la Figure 23 est un bâtiment réaliste permettant un bon accès de la lumière naturelle à l'ensemble des zones (5m de profondeur) excepté les couloirs et les zones techniques. Il est constitué de :

- 2 salles de réunion SR1 et SR2 ; SR1 possède des fenêtres sur les façades 1, 3 et 4 et SR2 uniquement sur la façade 1
- 2 zones de bureaux (Bureau 1 et Bureau 2) ; Bureau 1 ayant des fenêtres sur la façade 1 et Bureau 2 sur la façade 3
- 1 couloir sans fenêtre
- 1 zone technique sans fenêtre également

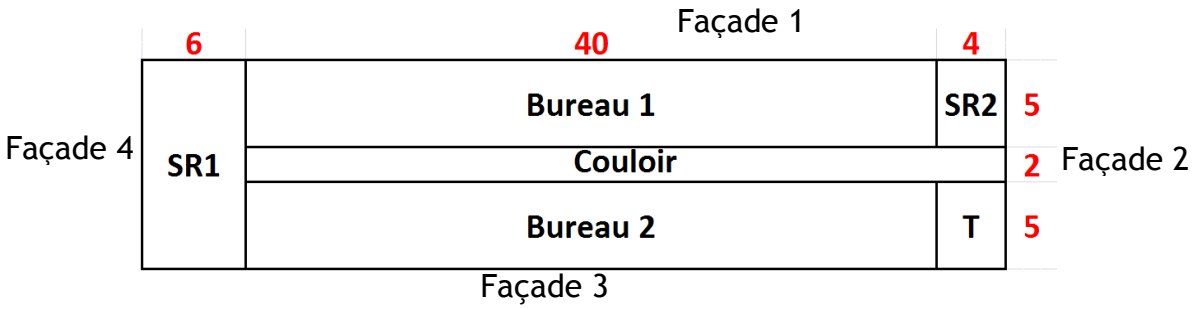


Figure 23 : Plan simplifié d'un étage du cas de test

Le Tableau 9 présente un récapitulatif de la répartition des surfaces par types de zones. La surface utile (bureau + salle de réunion) représente 82% de la surface totale du bâtiment.

Types de zones	Surface par étage (en m ²)	Surface totale (en m ²)	Proportion de la surface totale
Salle de réunion	92	276	15%
Bureau	400	1200	67%
Couloir	88	264	15%
Zone technique	20	60	3%
	total	1800	

Tableau 9 : Récapitulatif des surfaces par types de zones

Le fichier météorologique utilisé est le fichier Meteonorm de Lyon-Satolas.

Le coût de construction est calculé à partir d'un coût de construction surfacique des :

- Plancher bas
- Planchers intermédiaires
- Toiture
- Murs extérieurs
- Murs intérieurs
- Parois vitrées

4.1.1.2 Présentation des paramètres étudiés et des valeurs de paramètres possibles

L'outil utilisé pour réaliser les tests qui vont être présentés ci-dessous, étant le couplage TRNSYS-MultiOpt comme pour le cas de test simple, les paramètres suivant ne pourront donc pas être étudié : hauteur relative de la fenêtre, matériau des huisseries et modèle de protection solaire.

Par ailleurs, le cas de test étudié étant climatisé et afin de limiter le temps de calcul ainsi que la complexité du modèle, les fenêtres du bâtiment seront considérés comme fermées en permanence et le modèle d'évaluation n'utilisera pas de modèle aéraulique. Ce choix nuira peut être à la précision des résultats mais permet de simplifier le modèle sans nuire au test que nous souhaitons effectués.

Les paramètres étudiés dans ce cas de test et les valeurs étudiées pour chaque paramètre sont indiqués dans le Tableau 10.

Les raisons des choix des valeurs possibles pour chaque paramètre sont présentées ci-dessous.

Orientation

Pour ce paramètre, l'espace des valeurs possibles a été discrétiser avec un pas de 45° afin de se mettre dans un cas où un architecte souhaiterait avoir une idée de l'orientation préférentielle pour son bâtiment du point de vue énergétique ou de l'impact de ce paramètre sur son projet. Le bâtiment étant quasiment symétrique, seule une moitié des orientations possibles a été retenue pour limiter le nombre de solutions possibles.

Coefficient d'absorption solaire des parois intérieures

Les valeurs retenues pour ce paramètre permettent de couvrir les valeurs que peut prendre ce paramètre pour un cas réel.

Taux de vitrage

Ce taux est défini par façade.
Les valeurs retenues couvrent une large plage des taux possibles, en évitant les taux extrêmes et en ayant un nombre de valeurs limitées.

Longueur de casquette

La longueur des casquettes est définie par façade.
Les valeurs retenues représentent des longueurs de casquette comprise entre 0% et 25% de la hauteur d'un étage. Des longueurs de casquettes supérieures sont peu communes, le test montrera s'il aurait été pertinent d'utiliser des longueurs de casquette plus élevées.

Type de fenêtre

Les 3 types de fenêtre choisis permettent de représenter une part très importante des fenêtres utilisés dans la construction actuellement, tout en ayant un nombre de valeurs limité.

Positionnement des protections solaires

Les 2 valeurs choisies sont les 2 valeurs possibles. L'utilisation de protections solaires des 2 côtés de la paroi vitrée n'est pas prévue dans ce test. Les protections solaires ne peuvent donc être positionnées qu'à l'intérieur ou à l'extérieur. La gestion des stores est la même quelques soient leurs positions.

Conductance de la paroi

Les valeurs retenues couvrent un large spectre de valeurs, tout en ayant une discrétisation permettant de fournir de l'information sur le niveau d'isolation nécessaire pour obtenir des solutions performantes et limitant le nombre de solutions possibles.

Inertie de la paroi

Les valeurs retenues couvrent un large spectre de solutions possibles, tout en limitant le nombre de valeurs retenues.

Numéro du chromosome	Type de chromosome	Allèles	Commentaires
1	Orientation	Nord-Est Sud-Ouest; Est Ouest ; Sud-Est Nord-Ouest ; Sud Nord	
2	Coefficient d'absorption solaire intérieur	0.3 ; 0.4 ; 0.5 ; 0.6 ; 0.7 ; 0.8	
3 à 5	Taux de vitrage	20% ; 40% ; 60% ; 80% de la surface de façade	Paramètres optimisés pour les façades 1, 3 et 4
6 à 8	Longueur de casquette	0 cm ; 14 cm ; 28 cm ; 42 cm ; 56 cm ; 70 cm	
9 à 11	Type de fenêtre	Double vitrage basse émissivité ; Triple vitrage ; Double vitrage	
12	Positionnement des protections solaires	A l'intérieur ou à l'extérieur	
13 à 15	U de la paroi	0.5 W/m².K; 0.3 W/m².K; 0.2 W/m².K; 0.1 W/m².K	Paramètres optimisés pour le plancher bas, le mur extérieur et le toit
16 à 20	Inertie de la paroi	Légère ; Moyenne ; Lourde	Paramètres optimisés pour le plancher bas, le mur extérieur, les cloisons, les planchers intermédiaires et le toit

Tableau 10 : Paramètres optimisés dans ce test

4.1.1.3 Présentation des valeurs de variables retenues

Les valeurs de variables retenues sont présentées dans le Tableau 11 et le Tableau 12.

Les besoins de chauffage et de climatisation sont calculés par rapport à des consignes définies dans le scénario d'occupation (cf. Tableau 11 et Tableau 12).

Cependant, pour l'éclairage, le modèle de calcul fournit un niveau d'éclairement et non un besoin d'énergie, un seuil d'éclairement minimal à atteindre et un système par défaut doivent donc être définis afin de convertir le besoin d'éclairement en énergie.

Scénarii	Scénario 1
Consigne de chauffage	19
Consigne de climatisation	28
Seuil de déclenchement de l'éclairage artificiel	500 lux
Hystérésis de maintien de l'éclairage	50 lux
Débit de ventilation mécanique	1 V/h
Température de l'air entrant	air extérieur
Apports internes	20 W/m² en occupation
Horaires d'occupation	8h - 18h du lundi au vendredi
Fermeture des protections solaires la nuit	oui
Température de fermeture des protections solaires	Température intérieure moyenne ≥ 25°C
Flux incident de fermeture des protections solaires	200 W/m²

Tableau 11 : Scénario de test de la démarche pour les zones de bureaux

Les seuils d'éclairement ont été définis selon la norme NF EN 12464-1 [88]. L'efficacité lumineuse du système par défaut est de 0,02 W/lm (valeur utilisée pour le calcul du Bbio dans la RT 2012) : cela correspond à l'efficacité lumineuse d'une ampoule fluocompacte (appelée également ampoule basse consommation).
L'éclairage artificiel est géré en tout ou rien, l'éclairage artificiel est allumé dans une zone lorsque l'éclairement naturel moyen sur le plancher de cette zone devient inférieur au seuil défini et reste allumé jusqu'à ce que l'éclairement naturel devienne supérieur à la somme du seuil et de l'hystérésis de maintien de l'éclairage.

	Salle de réunion	Couloir	Zone technique
Seuil de déclenchement de l'éclairage	-	100 lux	200 lux
Taux d'utilisation de l'éclairage en période d'occupation	25%	20%	10%
Débit de ventilation mécanique	4,5 V/h	0 V/h	-
Apports internes	10 W/m² en occupation	0 W/m² en occupation	0 W/m² en occupation

Tableau 12 : Valeurs de variables de scénarii différentes des zones de bureau, pour les parties salle de réunion, couloir et les zones techniques

La valeur des besoins énergétiques fournie pour chaque solution est la somme pondérée des besoins de chauffage, climatisation et éclairage. Les coefficients de pondération ont été choisis afin de prendre en compte les efficacités énergétiques différentes des systèmes utilisés pour chacun des postes : les besoins de chauffage et de climatisation sont pondérés d'un coefficient 1 tandis que l'éclairage est pondéré d'un coefficient 2,5.

Les zones de bureaux sont considérées comme occupées entre 8h et 18h du lundi au vendredi. Les horaires d'occupation sont donnés en heure légale, c'est-à-dire avec un décalage par rapport au temps universel de 1h en hiver et de 2h en été.
Une densité d'occupation des bureaux de 10 m²/personne est retenue pour ce cas de test.

La ventilation ne fonctionne qu'en occupation tandis que le chauffage et la climatisation fonctionne en permanence tout au long de la semaine, sans réduit.

4.1.2 Paramétrage de l'algorithme d'optimisation

A l'image de ce qui a été fait pour le cas de test simple, un paramétrage de l'algorithme génétique doit être défini pour ce cas de test. Néanmoins à la différence du cas de test simple, ce cas de test comportera une étude de sensibilité des solutions obtenues aux paramètres de l'algorithme.
En effet, la démarche devant in fine être utilisée par des professionnels n'ayant pas nécessairement de connaissances sur les algorithmes génétiques, l'impact du paramétrage de l'algorithme sur les solutions obtenues doit être connu, pour savoir s'il y a lieu de fournir des recommandations ou une méthode aidant les professionnels à paramétrer l'algorithme.
Cette étude de sensibilité utilisera un paramétrage de base qui sera défini dans la suite de ce sous-chapitre. Ce paramétrage sera ensuite modifié paramètre par paramètre afin d'évaluer l'impact de chaque paramètre sur les solutions obtenues. Pour chaque paramètre une valeur supérieure et une valeur inférieure à celle définie dans le paramétrage de base seront choisies. Pour chaque paramétrage, trois applications de la méthode d'optimisation seront effectuées afin d'éviter les cas particuliers et de pouvoir établir une analyse avec plus de certitudes.

Les différents paramétrages utilisés dans la suite de ce test doivent maintenant être définis.
Comme cela a été dit pour le cas de test précédent, le choix de ce paramétrage va s'appuyer sur la littérature et sur les cas de tests similaires. Cependant, ces cas sont peu nombreux et la définition de ce paramétrage s'appuiera donc sur les travaux de Pernodet [89] et Wright [86].

Pour la taille de population, Pernodet a choisi une valeur de 40 mais elle ne travaille que sur 12 paramètres tandis que Wright affirme que la valeur généralement retenue est de 80. Etant donné l'augmentation du nombre de paramètre par rapport au cas de test précédent, il a été décidé de retenir une taille de population plus importante. La valeur choisie est de 100. Des valeurs de 50 et de 200 seront utilisées pour l'étude de sensibilité. L'étude de sensibilité permettra donc de s'assurer que la taille de population choisie est un bon compromis entre le temps de calcul et la qualité des solutions obtenues.

La probabilité de croisement utilisée pour le cas de test précédent a permis à l'optimisation d'être efficace. La probabilité de croisement de 0,7 sera donc conservée pour ce cas de test. Afin de s'assurer qu'une probabilité plus faible ou plus forte ne serait pas plus efficace, des valeurs de 0,5 et de 0,9 seront utilisées dans l'étude de sensibilité.

La probabilité de mutation utilisée pour le cas de test précédent a également permis d'avoir une optimisation efficace et la valeur de 0,3 sera donc utilisée, bien que le nombre de paramètre de ce cas de test est supérieur à celui du précédent et que selon Wright cette probabilité est censé être égale à l'inverse du nombre de paramètres. De même que pour les autres paramètres, une valeur inférieure (0,1)

et une valeur supérieure (0,5) seront utilisées dans l'étude de sensibilité pour évaluer l'impact de cette probabilité sur l'optimisation.

L'outil MultiOpt imposant de définir un nombre de génération, celui-ci sera fixé à 100 générations. Ce chiffre est supérieur à celui pris pour le cas de test simple (50) et à celui choisit par Pernodet (70) mais le nombre de paramètres de ce cas est supérieur à ces 2 points de comparaison. Une étude de sensibilité sera menée sur les optimisations effectuées avec le paramétrage de base afin de définir la valeur la plus performante avant de continuer l'étude de sensibilité. Tous les nombres de génération inférieurs à 100 pouvant être testés, aucun nombre de génération n'est défini pour l'étude de sensibilité.

Le Tableau 13 présente un récapitulatif des paramétrages de l'algorithme génétique qui seront testés dans ce cas de test.

Paramètres	Paramétrages de l'optimisation testés						
Taille de population	100	50	200	100	100	100	100
Nombre de génération	A définir en fonction de l'étude de sensibilité (≤ 100 générations)						
Probabilité de croisement	0,7	0,7	0,7	0,5	0,9	0,7	0,7
Probabilité de mutation	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,1	0,5

Tableau 13 : Tableau récapitulatif des paramétrages de l'algorithme génétique testés pour ce cas de test

4.2 Présentation des résultats

Cette partie résultat vise à étudier la robustesse de la démarche, tester la sensibilité des solutions fournies vis-à-vis du paramétrage de l'algorithme et enfin tester la capacité de la démarche à fournir de la connaissance et des pistes de conception pour aider les professionnels dans leurs futurs projets.

4.2.1 Etude de robustesse de la démarche avec le paramétrage de base

Dans ce sous-chapitre, le principe va être de s'assurer que 3 applications de la démarche (appelées dans la suite « application ») résolvant le problème présenté au §4.1 avec le paramétrage de base obtiennent des populations de solutions proches. La 1ere génération étant définie de manière aléatoire et les générations suivantes étant créés à partir de choix aléatoire, il est impossible de le garantir à priori.

La comparaison des populations de solutions obtenues sera effectuée dans un premier temps dans l'espace des objectifs, avant de l'être dans celui des paramètres si la robustesse a été prouvée dans l'espace des objectifs.

4.2.1.1 Analyse de la robustesse dans l'espace des objectifs

Les solutions obtenues par la démarche sont comparées entre elles ci-dessous grâce à :

- Une représentation graphique des solutions dans l'espace des objectifs
- Le test de Mann-Whitney (ce test est présenté en annexe3)

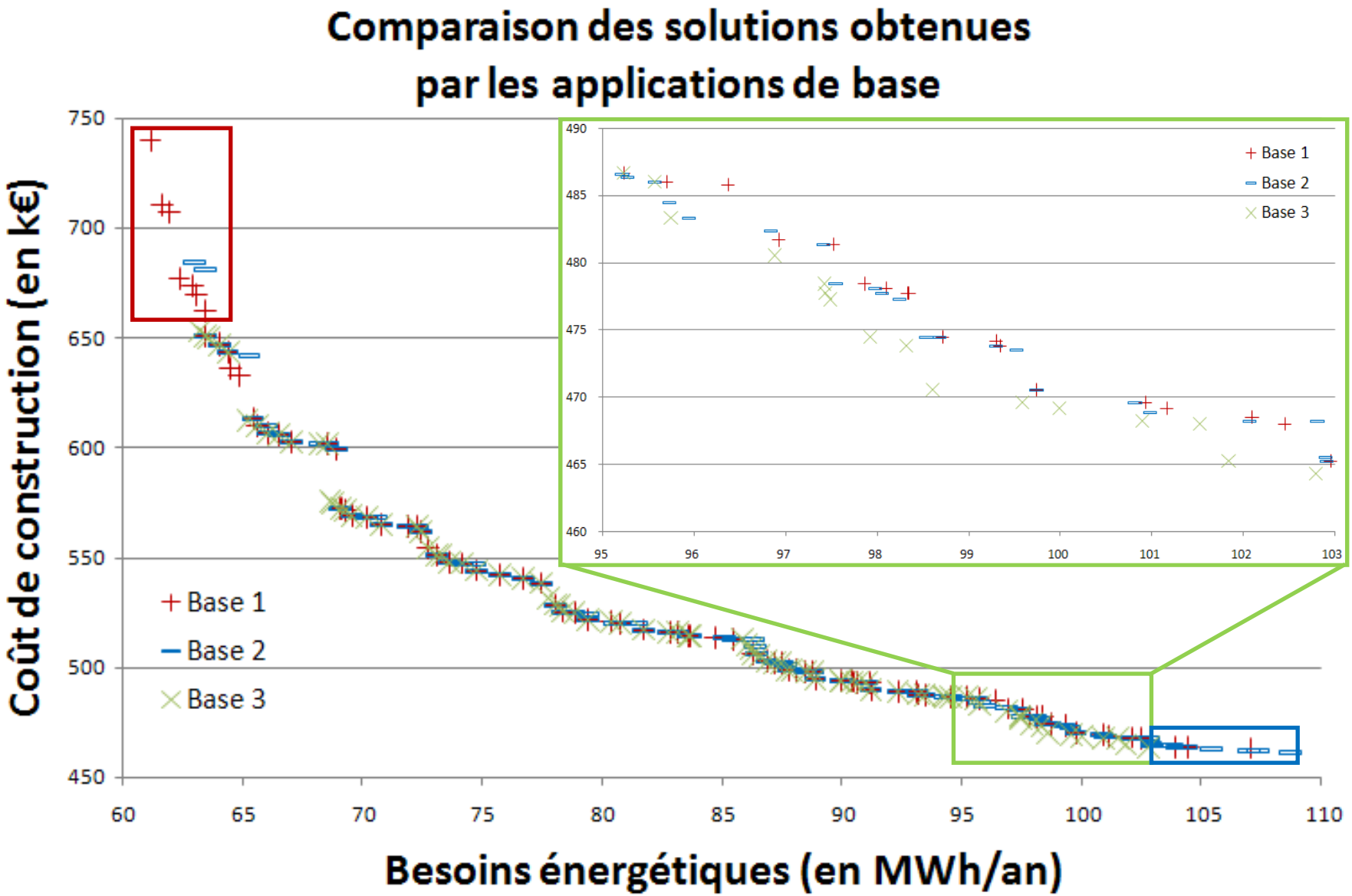


Figure 24 : Comparaison des solutions obtenues par les 3 applications de base

Analyse graphique

Le premier constat, en regardant la Figure 24, est que les solutions obtenues par les 3 applications de la démarche sont proches voir égales sur certaines parties du front de Pareto.

L'analyse comparative des 3 applications montre que :

- Base 1 à le front de solutions le plus étendu notamment pour les solutions énergétiquement performantes (cf. cadre rouge de la Figure 24) mais obtient le plus faible nombre de solutions non-dominées sur l'ensemble des 3 applications (cf. Tableau 14)
- Base 2 a un front de solutions moins étendu que Base 1 mais plus étendu que Base 3 et a obtenu la solution la moins chère (cf. cadre bleu de la Figure 24)
- Base 3 a le front de solution le moins étendu mais a une meilleure convergence vers le front de Pareto (cf. Tableau 14) notamment sur l'intervalle de besoins énergétiques [95 ; 103] (cf. zoom sur la Figure 24).

	Nombre de solutions obtenues par l'application	Nombre de solutions dominées par les solutions d'une autre application	Nombre de solutions non-dominées par les solutions d'une autre application
Base 1	92	37	55
Base 2	98	36	62
Base 3	84	7	77
Nombre de solutions non dominées pour ces 3 applications			110

Tableau 14 : Statistiques sur les solutions obtenues par les 3 applications

Sur les 37 solutions obtenues par l'application Base 1 et dominées par les solutions d'une autre application, 27 ont un besoin énergétique supérieur à 93 MWh/an et 20 sur 36 pour l'application Base 2. Le nombre élevé de solutions dominées pour ces 2 applications s'expliquent par la domination de l'application Base 3 sur cet intervalle qui sera expliquée dans la suite de ce sous-chapitre.
Il est à noter que les 3 applications obtiennent chacune entre 50% et 70% des solutions non dominées pour l'ensemble des 3 applications.

Les différences de répartition entre les solutions obtenues par les trois applications s'expliquent par la présence de certains allèles uniquement dans l'une des populations de solutions optimisées.
Par exemple, les solutions énergétiquement les plus performantes, obtenues par l'application Base 1, sont dues à la présence de 2 allèles :

- L'allèle 80% pour la taille de fenêtre de la façade 3
- L'allèle inertie lourde pour l'inertie de la toiture

Les trois applications ont chacune un avantage par rapport aux autres et aucune d'entre elles ne semble supérieure aux autres.
La comparaison visuelle semble indiquer que les fronts de Pareto obtenus par les 3 applications sont très proches mais qu'il apparait des écarts sur leurs étendues respectives. Cette première analyse a permis de vérifier que l'hypothèse de robustesse n'est pas absurde mais le recours à des outils plus précis est nécessaire pour pouvoir conclure sur la robustesse de la démarche.

Test de Mann-Whitney

Deux ensembles de solutions peuvent être considérés comme équivalent si les distributions de ces ensembles vis-à-vis d'une variable d'intérêt sont statistiquement égales.
Afin de statuer sur l'hypothèse d'égalité des distributions des solutions, il est généralement choisi d'utiliser des tests statistiques.
Les ensembles de solutions obtenues par les différentes applications de la démarche peuvent légèrement différer sans remettre en cause l'hypothèse d'égalité de distribution des solutions dans l'espace des objectifs. C'est pourquoi, la comparaison statistique de ces ensembles apparait comme une solution intéressante.

Les différents tests statistiques peuvent être classés selon leurs finalités. Une des familles de tests, les tests d'homogénéité (ou de comparaison) [90], visent à vérifier que plusieurs échantillons (deux ou plus) proviennent de la même population, en d'autres termes que la distribution de la variable d'intérêt est la même dans l'ensemble des échantillons étudiés.
Ce type de test est adapté à notre problème en permettant de s'assurer de l'égalité des distributions des différents échantillons vis-à-vis d'une variable d'intérêt. Dans la suite, une ou des variables d'intérêt vont être définies et un test va donc être choisi parmi cette famille de tests.

Dans un premier temps, une ou des variable(s) d'intérêt pertinente(s) doivent être définie(s) afin de comparer les échantillons dans l'espace des objectifs.

Pour le cas de test étudié, la démarche travaille avec deux objectifs. Il serait donc intéressant d'agréger les deux objectifs en une seule variable pour le test d'homogénéité.
Cependant, les valeurs des objectifs ayant entre elles, un rapport pouvant atteindre un facteur 10 pour certaines solutions, une somme des deux objectifs pourraient masquer les variations de l'objectif le plus faible en valeur et ainsi faire perdre l'intérêt d'une agrégation des deux objectifs.
La somme des deux objectifs n'étant pas possible, le recours au produit de ces deux objectifs pourraient être une solution. Or il apparait que pour les solutions obtenues pour le cas de test étudié, la valeur du produit n'évolue pas de manière monotone (cf. Figure 46 en Annexe) c'est-à-dire que des zones différentes du front de Pareto obtiennent des valeurs identiques.
Le produit comme la somme ne pouvant être utilisé pour l'agrégation des objectifs, des agrégations plus complexes doivent être utilisées. Or la distribution de l'ensemble des solutions étudiées pour les deux objectifs ne peut pas être connue à l'avance et donc l'impact de l'agrégation sur les distributions de ces ensembles.
Les distributions des populations de solutions obtenues ne peuvent donc pas être évaluées conjointement selon les deux objectifs.

Les objectifs (besoins énergétiques et coût) constitueront donc chacun la variable d'intérêt d'un test.

Les tests de comparaison ont été choisis car ils statuent sur l'égalité des distributions des ensembles de solutions obtenus. Afin de choisir un test parmi cette famille, il est utile de rappeler que :

- Les distributions des ensembles de solutions obtenues sont inconnues, le test retenu devra donc être non-paramétrique
- Les objets d'étude sont les distributions des variables et non leurs moyennes
- Les échantillons peuvent être de tailles différentes et sont indépendants.

Le test de Mann-Whitney est un test de comparaison de la distribution d'une variable d'intérêt pour deux échantillons. Il est non-paramétrique et peut traiter des échantillons de tailles différentes.
Ce test se base sur une classification des solutions en fonction de leurs rangs. Il est présenté en annexe 3. Pour simplifier, il classe les solutions issues des deux échantillons en fonction de la variable d'intérêt et évalue si les solutions des deux échantillons sont réparties de manière homogène. Si c'est le cas, l'hypothèse d'égalité des distributions de la variable d'intérêt au sein des deux échantillons est validée.

Ce test fourni une valeur (appelée valeur « p ») liée à un seuil de confiance défini par l'utilisateur. Cette valeur correspond à la probabilité de rejeter à tort l'hypothèse nulle (dans notre cas l'égalité des distributions des deux échantillons testés). Si cette valeur est supérieure au seuil de confiance alors l'hypothèse nulle est acceptée avec le seuil de confiance défini par l'utilisateur.
Plus la valeur « p » est forte, plus la probabilité de rejeter à tort l'hypothèse nulle est élevée. En d'autres termes, plus la valeur « p » est forte, plus les distributions des deux échantillons tendent à être statistiquement égales.

Les tests de Mann-Whitney présentés dans la suite ont été effectués avec l'outil en ligne BiostaTGV [91].

Les résultats des tests présentés ci-dessous donnent la valeur « p », si cette valeur est supérieure au seuil de confiance (fixé dans notre cas à 5% (valeur couramment utilisée)) alors l'hypothèse nulle est acceptée avec un risque de se tromper égal au seuil de confiance (ici 5%).

Les résultats montrent que l'hypothèse d'égalité des distributions est acceptée pour les deux objectifs et les trois applications.

La démarche est donc robuste par rapport aux objectifs pour le cas de test étudié.

Application 1	Application 2	Valeur « p » pour le coût	Valeur « p » pour les besoins énergétiques
Base 1	Base 2	16%	17%
Base 1	Base 3	73%	84%
Base 2	Base 3	27%	23%

Tableau 15 : Résultats des tests de Mann-Whitney pour le coût et les besoins énergétiques

4.2.1.2 Analyse de la robustesse dans l'espace des paramètres

La robustesse de la démarche ayant été prouvée pour ce cas de test dans l'espace des objectifs, elle va maintenant être étudiée dans l'espace des paramètres.

Cette étude va s'appuyer sur une évaluation des différences, dans l'espace des paramètres, entre les ensembles de solutions obtenues par les 3 applications de base. Pour chaque paramètre, la répartition par allèle des solutions de chaque application va être étudiée.

Le Tableau 16 présente la proportion de solutions obtenant chaque allèle pour les 3 applications de base.
Par exemple, pour l'inertie du plancher bas (allèle 1 : légère ; allèle 2 : moyenne ; allèle 3 : lourde) :

- Pour l'application Base 1, 88% des solutions obtenues ont l'allèle 1, 2% l'allèle 2 et 10% l'allèle 3
- Pour l'application Base 2, 98% des solutions obtenues ont l'allèle 1, 2% l'allèle 2 et 0% l'allèle 3
- Pour l'application Base 3, 83% des solutions obtenues ont l'allèle 1, 17% l'allèle 2 et 0% l'allèle 3

Pour simplifier la lecture, lorsque les 3 ensembles de solutions obtiennent la même valeur pour un allèle, cette valeur n'est inscrite qu'une fois dans le Tableau 16.

Tout d'abord, il est à noter que six paramètres n'obtiennent qu'une seule valeur (allèle) pour toutes les solutions obtenues par les trois applications (paramètre signalé par un surlignage vert dans le Tableau 16). Pour ces paramètres, il est probable que les allèles les plus performants énergétiquement soient aussi les moins chers.

Pour le paramètre orientation, l'application Base 3 obtient plus de solutions avec l'allèle 3. Ces solutions sont celles qui dominent les solutions obtenues par les applications « Base 1 » et « Base 2 » sur l'intervalle de besoins énergétiques [95 ; 103]. La meilleure convergence de l'application Base 3 sur cet intervalle, correspond donc à l'obtention dans sa population d'un nouvel allèle permettant d'obtenir des solutions légèrement meilleures. Cet écart à priori faible du point de vue des objectifs, se révèle un écart important en conception impliquant une rotation du bâtiment de 45°. Ce point est intéressant pour un concepteur car cela signifie qu'il peut obtenir des solutions énergétiquement performantes pour cette plage de coût, pour deux orientations différentes sur l'intervalle de besoins énergétiques [95 ; 103].

L'application Base 3 conserve cet allèle dans son génome (ensembles des valeurs de paramètres des différentes solutions étudiées à une génération) depuis la génération initiale mais les applications Base 1 et 2, le perdent. Base 2 réussit à le retrouver à la génération 50 contrairement à Base 1 qui ne le retrouve pas.

Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4	Allèle 5	Allèle 6
Position store	0%	100%				
Absorption solaire des parois	100%	0%	0%	0%	0%	0%
Longueur casquette façade 4	64% - 97% - 88%	25% - 1% - 2%	5% - 0% - 2%	4% - 2% - 7%	1% - 0% - 0%	0%
Taille de fenêtre façade 4	100%	0%	0%	0%		
Longueur casquette façade 1	85% - 96% - 93%	15% - 4% - 7%	0%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 1	46% - 50% - 46%	16% - 19% - 20%	38% - 31% -33%	0%		
Longueur casquette façade 3	96% - 98% - 100%	3% - 2% - 0%	1% - 0% -0%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 3	20% - 23% -15%	47% -50% - 57%	29% - 24% - 27%	4% - 2% -0%		
Isolation du mur extérieur	0%	0% - 3% - 0%	27% -32% -26%	73% -65% -74%		
Isolation du plancher bas	96% - 87% - 92%	4% - 12% - 8%	0% - 1% - 0%	0%		
Isolation du toit	1% - 0% - 0%	12% - 11% - 8%	52% - 58% - 55%	35% - 31% - 37%		
Orientation	0%	0%	0% - 1% - 14%	100% - 99% - 86%		
Inertie plancher bas	0%	0%	100%			
Inertie toiture	88% - 98% - 83%	2% - 2% - 17%	10% - 0% - 0%			
Inertie murs extérieurs	100%	0%	0%			
Inertie planchers intermédiaires	0%	0%	100%			
Inertie cloisons	0%	0%	100%			
Type de fenêtre façade 4	57% - 52% - 54%	33% - 20% - 32%	11% - 28% - 14%			
Type de fenêtre façade 1	61% - 57% - 65%	12% - 8% - 6%	27% - 35% - 29%			
Type de fenêtre façade 3	51% - 56% - 56%	21% - 12% - 14%	28% - 37% - 30%			

Ecart pour un allèle entre la valeur minimum et la valeur maximum	Niveau de valeurs
>25%	= 100%
10% ≤ écart ≤ 25%	75% ≤ valeurs < 100%
	50% ≤ valeurs < 75%

Tableau 16 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les 3 applications de base

Sur la plage de besoins énergétiques [95 ; 103], l'écart entre les solutions ayant une orientation à 45° et celle ayant une orientation à 90° est comprise entre :

- 0,2% et 0,9% du coût pour des solutions à besoins énergétiques équivalents
- 0,8% et 1,4% des besoins énergétiques pour des solutions à coût équivalent

Ces faibles écarts expliquent en partie la difficulté de certaines applications à retrouver l'allèle 45° du paramètre « orientation ».

On peut également noter que Base 1 parvient à obtenir des solutions plus performantes énergétiquement grâce à l'obtention conjuguée de l'allèle 4 (80%) pour la taille de fenêtre sur la façade 3 et de l'allèle 3 (inertie lourde) pour l'inertie de la toiture.

L'obtention de plus de fenêtres de type allèle 3 sur la façade 3 et l'obtention de plus d'allèles 2 et 3 pour l'isolation du mur extérieur pour l'application Base 2, explique en partie l'obtention de solution moins chères par cette application.

Les différences de répartition pour les longueurs de casquette des façades 1 et 4 entre l'application Base 1 et les deux autres applications, sont plus difficiles à expliquer. L'analyse des solutions dominées semble indiquer une convergence encore en cours sur ces paramètres pour l'application Base 1.

Des différences entre les trois applications existent pour certains paramètres sur la répartition par allèle des solutions obtenues. Ces différences peuvent engendrer l'obtention par certaines applications de solutions dominées par les solutions issues d'autres applications ou une étendue plus faible du front de Pareto.

Afin de savoir si l'obtention de solutions moins performantes par certaines applications de la démarche est spécifique à ce cas de test ou est un problème de la démarche, la démarche devra être mise en œuvre sur d'autre cas de test.

La démarche est donc robuste par rapport aux objectifs mais des écarts entre les différentes applications apparaissent dans l'espace des paramètres, rendant la démarche non robuste dans le domaine des paramètres. Cependant, plusieurs facteurs étant possible pour expliquer les écarts constatés, les résultats actuels ne permettent donc pas de conclure sur la robustesse de la démarche.
Ces écarts peuvent être dus à une mauvaise convergence et donc un mauvais paramétrage du nombre de générations, inhérent au caractère pseudo-aléatoire de la méthode d'optimisation utilisée ou propre à ce cas de test.
Le sous-chapitre suivant va tenter de répondre à cette question en étudiant la sensibilité des résultats obtenus aux paramétrages de l'algorithme génétique.

4.2.2 Sensibilité des résultats de la démarche au paramétrage de l'algorithme génétique

La sensibilité des performances (rapidité et qualité de la convergence vers les solutions optimales) de l'algorithme génétique à ses paramètres, est un point important dans le fonctionnement de la démarche.

En effet, ce paramétrage peut permettre de limiter le nombre de simulations tout en conservant de bonnes performances et/ou d'améliorer l'efficacité de la recherche des solutions, c'est-à-dire gagner en temps de calcul et/ou en performance.
Il est donc nécessaire de s'assurer que :

- le paramétrage choisi pour ce cas de test est performant
- il n'est pas possible de diminuer le nombre de simulations effectuées sans perdre en performance
- il n'est pas non plus utile d'augmenter le nombre de simulations car la convergence ou l'étendu du front de Pareto ne seront pas améliorés.

Le nombre de simulations (taille population * nombre de génération) n'est pas le seul point à étudier. L'impact des probabilités de croisement et de mutation sur l'efficacité de la recherche des solutions doivent aussi l'être.

Les résultats obtenus pour ce cas de test ne sont extrapolables qu'à d'autres cas d'études similaires et avec de grandes précautions sur l'analyse de la similitude entre deux cas.

La première variable étudiée sera le nombre de générations afin de savoir si l'absence de certains allèles dans les génomes des 3 applications de base (Base 1, Base 2 et Base 3) est due à un mauvais paramétrage ayant engendré une convergence imparfaite. L'application de base dans la suite de ce mémoire est l'application Base 1.

Seules les variations paramètre par paramètre sont étudiées dans ce mémoire à l'exception de la variation simultanée de la taille de population et du nombre de génération qui y est abordée.

4.2.2.1 Nombre de générations

L'analyse de l'impact du nombre de générations sera mené sur l'application de base « Base 1 » qui a été arrêté au bout de 100 générations.

Pour cela, l'évolution des solutions sera étudiée dans un premier temps dans l'espace des objectifs avant de l'être dans l'espace des paramètres.
Afin de visualiser l'évolution des solutions, les Figure 26 et Figure 25 présentent les solutions testées par l'application « Base 1 », à différentes générations en fonction de leurs coûts et de leurs besoins énergétiques.

La Figure 26 montre une évolution rapide entre la génération 1 (qui est créée aléatoirement) et la génération 10, suivie par une évolution plus lente mais non négligeable entre la génération 10 et la génération 30, et pour finir une évolution perceptible mais relativement lente entre les générations 30 et 50.

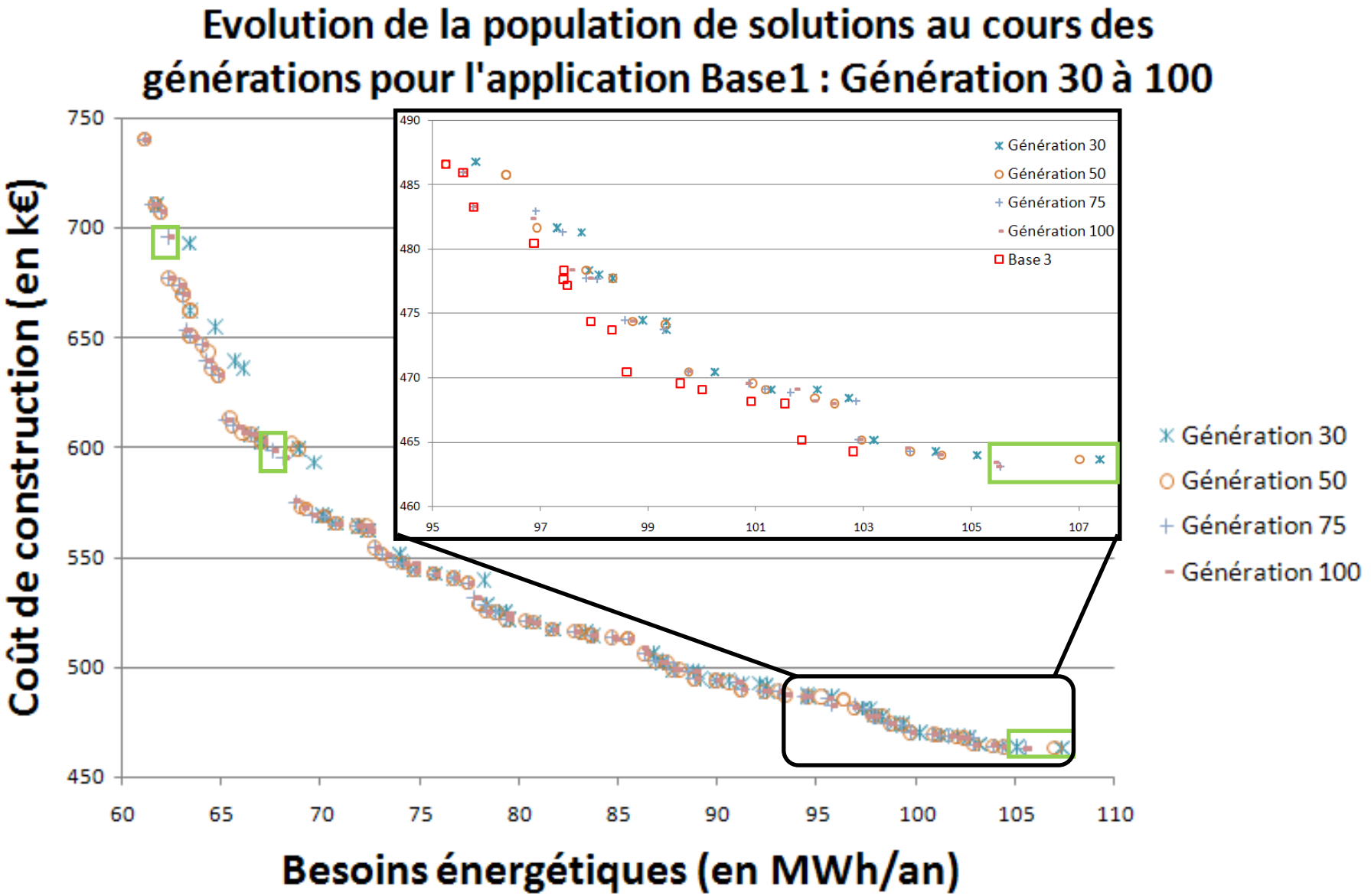


Figure 25 : Evolution des solutions obtenues au cours des générations par l'application Base 1 (Génération 30 à 100)

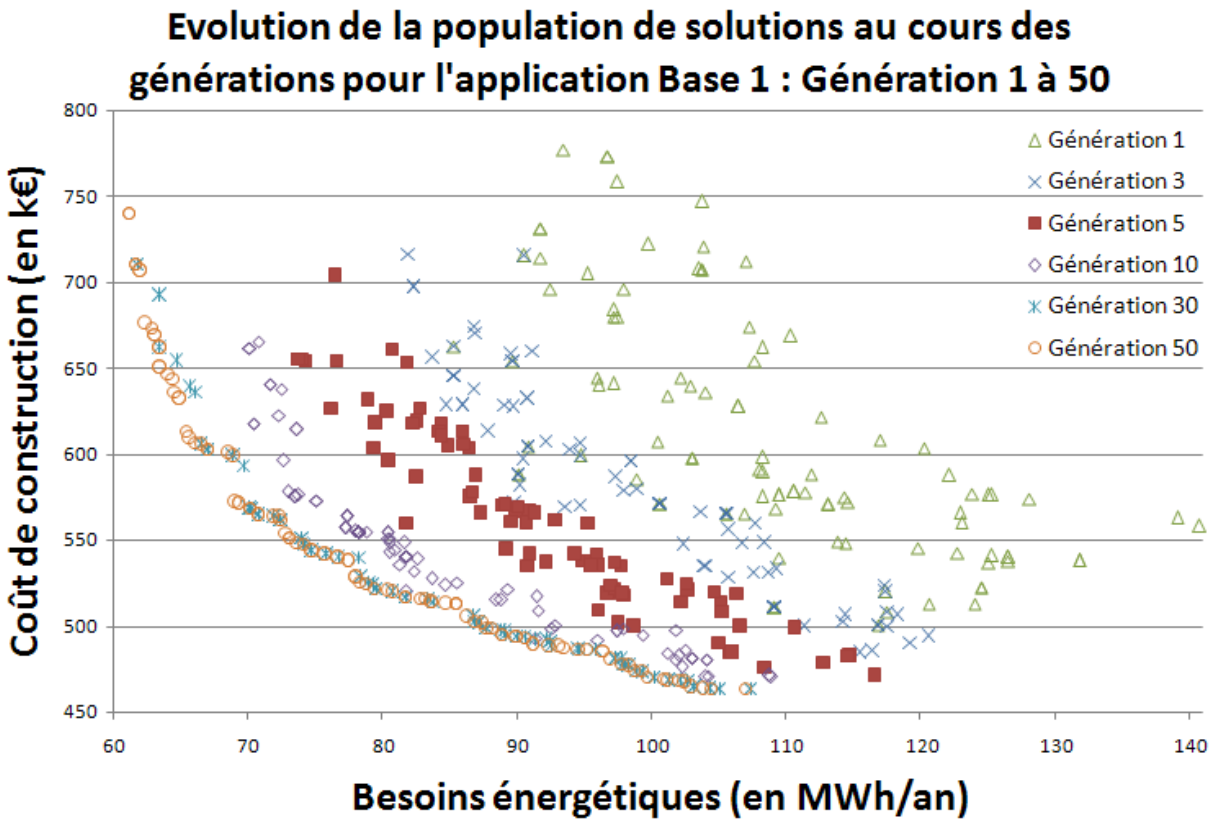


Figure 26 : Evolution des solutions testées au cours des générations par l'application Base 1 (Génération 1 à 50)

La Figure 25, montre quant à elle, les faibles évolutions (encadré en vert) qu'il y a entre la génération 50 et les générations 75 et 100. Le zoom de la Figure 25 où les solutions obtenues par l'application « Base 3 » ont été superposées montre que même à la génération 100, les solutions obtenues par « Base 1 » n'atteignent pas les solutions obtenues par « Base 3 » à la génération 50.

Un travail similaire d'étude de l'évolution des solutions testées par les applications « Base 2 » et « Base 3 » est présenté en annexe 4.

Afin de confirmer le constat visuel, des comparaisons statistiques avec le test de Mann-Whitney sont de nouveaux réalisées entre les solutions optimales obtenues par l'application « Base 1 » pour les générations 30, 50 et 100. Les résultats présentés au Tableau 17 montrent que les distributions des solutions obtenues par les différentes générations, sont considérées par ce test comme statistiquement égales.

Générations comparées	Valeur « p » pour les besoins énergétiques	Valeur « p » pour le coût
Génération 30 - Génération 50	23%	32%
Génération 50 - Génération 100	95%	98%
Génération 30 - Génération 100	20%	32%

Tableau 17 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 1 à différentes générations

Cependant, le Tableau 18 montre que la plupart des solutions non dominées obtenues à la génération 30, sont dominées par les solutions obtenues aux générations 50 et 100 (respectivement 83% et 90%) tandis qu'à la génération 50, seulement 41% des solutions obtenues sont dominées par une solution de la génération 100.

Application Base 1	Nombre de solutions obtenues par l'application	Nombre de solutions dominées par la génération 50	Nombre de solutions dominées par la génération 100
Génération 30	63	52 (83%)	57 (90%)
Génération 50	92	-	38 (41%)
Génération 100	112	-	-

Tableau 18 : Analyse de la convergence de l'application en fonction du nombre de génération pour l'application Base 1

L'analyse du Tableau 17 tend à faire penser que 30 générations suffisent pour obtenir de bonnes solutions. Cependant, la Figure 25 et le Tableau 18 montrent une évolution entre les générations 30 et 50. Une analyse de l'évolution de la répartition des paramètres (cf. Tableau 49 en Annexe) montre que la convergence des solutions à la génération 30 n'est pas atteinte principalement sur les longueurs de casquettes et la constitution de la toiture.

Cette analyse n'est pas une remise en cause du test de Mann-Whitney mais seulement le constat que les populations des générations 30 et 100 sont proches en termes d'objectifs comme le montre la Figure 25 mais qu'il est possible d'améliorer encore légèrement les solutions obtenues à la génération 30 (cf. Tableau 18) moyennant l'utilisation d'un faible nombre de nouvelles solutions (133 nouvelles solutions testées pour l'application Base 1 entre les générations 30 et 100).
Malheureusement, l'outil utilisé dans ce travail ne permet pas de ne simuler qu'une fois les solutions testées au cours de l'optimisation, ce qui aurait pu permettre de tester un nombre de génération plus important.

L'évolution des solutions non dominées obtenues entre les générations 50 et 100, est principalement une densification du front de Pareto (mais pas une extension) accompagné par une faible amélioration de la convergence. La génération 100 fournit une meilleure convergence que celle de la génération 50 mais en doublant le temps de calcul (dans notre cas). Ce constat est aussi valable pour les applications « Base 2 » et « Base 3 » (cf. annexe 4).
Un nombre de génération de 50 permet donc d'obtenir un bon compromis entre le temps de calcul et la qualité des solutions obtenues. Si les solutions testées n'étaient simulées qu'une fois, un nombre de générations de 100 (ou plus) aurait été retenu.

Le problème de convergence soulevé au sous-chapitre précédent, est donc issu soit de la méthode d'optimisation choisie soit propre au cas de test, ou dû à la combinaison des deux. Une explication de cette différence entre les solutions obtenues par les différentes applications provient du fait que la méthode peut engendrer la perte de certains allèles au cours du processus d'optimisation, allèles

nécessaires à l'obtention de solutions optimales mais qui ne sont pas retrouvés au cours du processus d'application.

Le test de Mann-Whitney considère les distributions de populations de solutions obtenues vis-à-vis des objectifs par les 3 applications de base aux générations 30, 50 et 100 comme équivalentes. Au sens de Mann-Whitney, la méthode d'optimisation est robuste pour ce cas de test pour un nombre de génération compris entre 30 et 100 (bien qu'ils existent des écarts entre ces populations de solutions).

4.2.2.2 Taille de la population

Pour évaluer la sensibilité à la taille de population, trois applications avec des tailles de populations de 50 et 200 (les autres paramètres étant inchangés) ont été effectuées. Des tests de Mann-Whitney ont été effectués pour comparer les solutions non dominées obtenues par les six applications effectuées avec celles obtenues par l'application de base « Base 1 » pour cinquante générations (cf. Tableau 19). Ces tests montrent que les ensembles de solutions obtenus par ces applications sont similaires à celui obtenu par « Base 1 ».

Applications testées	Valeur « p » pour les besoins énergétiques	Valeur « p » pour le coût
200_50_0,7_0,3 (1)	24%	19%
200_50_0,7_0,3 (2)	12%	9%
200_50_0,7_0,3 (3)	56%	46%
50_50_0,7_0,3 (1)	43%	29%
50_50_0,7_0,3 (2)	84%	11%
50_50_0,7_0,3 (3)	33%	98%

Tableau 19 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application « Base 1 » avec les solutions obtenues pour des applications avec des tailles de population de 50 et 200

Pour une population de 50, le nombre de simulations effectuées pour ces applications est deux fois plus faible que pour « Base 1 » et 2 fois plus élevés pour une population de 200. Les applications avec une population de 50 semblent donc plus performantes.

Dans la suite de ce chapitre, les applications sont nommées selon le modèle suivant : taille de la population_nombre de génération_probabilité de croisement_ probabilité de mutation.

Cependant, la Figure 27 montre que les solutions obtenues par les applications 50_50_0.7_0.3 (2) et 50_50_0.7_0.3 (3) sont dominées par celles obtenues par « Base 1 ». L'application 50_50_0.7_0.3 (1) obtenant de meilleurs résultats que les deux autres applications avec des populations de 50 et même que Base 1 sur l'intervalle de besoins énergétiques [95 ; 100].

Les applications avec les populations de 200 (cf. Figure 47 en annexe) améliorent principalement les solutions obtenues par « Base 1 » sur l'intervalle de besoins

énergétiques [95 ; 103] (orientation Sud-Est Nord-Ouest du bâtiment) mais n'arrivent pas à obtenir les solutions les plus performantes énergétiquement trouvées par « Base 1 ».

Une taille de population de 200 ne permet pas d'obtenir de meilleures solutions qu'une taille de population de 100. Une taille de population de 100 permet d'obtenir de meilleures solutions qu'une taille de population de 50. Une taille de population de 100 est donc un bon compromis pour obtenir des solutions performantes avec un temps de calcul limité.

Le test de Mann-Whitney considère que la distribution des solutions obtenues vis-à-vis des objectifs par l'application Base 1 est équivalente à celles obtenues pour les trois applications avec des tailles de population de 50 et 200. Au sens de Mann-Whitney, la méthode d'optimisation est robuste pour ce cas de test pour une taille de population comprise entre 50 et 200 (bien qu'ils existent des écarts entre ces populations de solutions).

L'application 50_50_0.7_0.3 (3) a été prolongée jusqu'à 100 générations afin d'effectuer un nombre de simulations égales aux applications de base et de pouvoir estimer l'intérêt d'une répartition différente des simulations effectuées entre la taille de population et le nombre de génération. La Figure 48 en annexe montre que l'application 50_100_0.7_0.3 (3) donne des solutions moins performantes que les 3 applications de base. Néanmoins il est impossible de conclure avec une seule application, à fortiori si celle-ci n'est pas le prolongement de la plus performante des applications 50_50_0.7_0.3.

Les paramètres influents sur le nombre de simulations (nombre de générations et taille de population) ont été étudiés ci-dessus. L'étude de l'efficacité de la recherche des solutions performantes a débuté en abordant la répartition du nombre de simulations effectuées entre la taille de la population et le nombre de générations. Cette étude va être poursuivie en travaillant sur la probabilité de croisement.

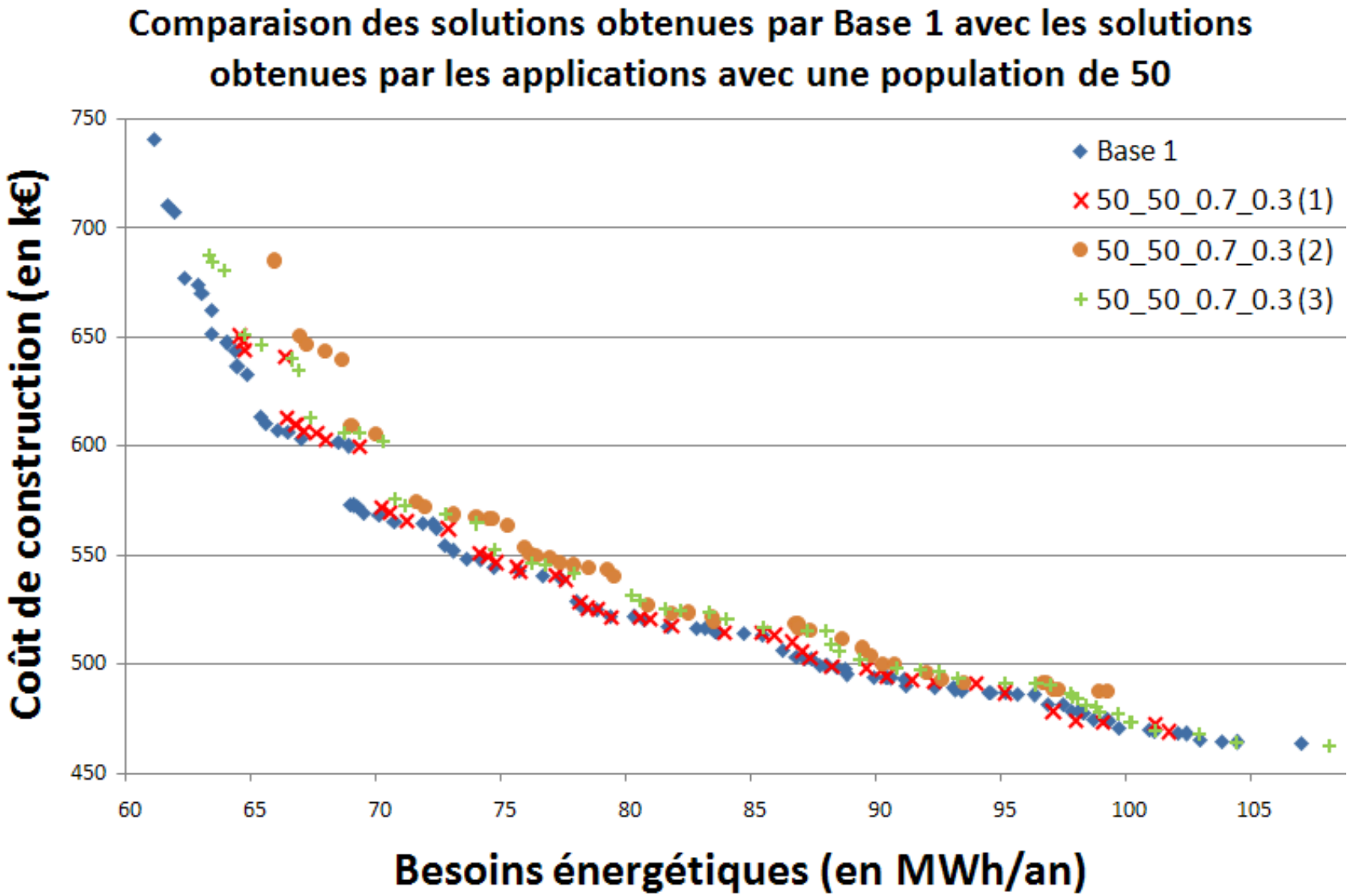


Figure 27 : Comparaison des solutions obtenues par « Base 1 » avec les solutions obtenues par les applications avec une population de 50

4.2.2.3 Probabilité de croisement

Pour rappel, le croisement consiste à prendre deux solutions et à les recombiner pour en obtenir deux nouvelles. Le principe de fonctionnement du croisement « un point » est rappelé à la Figure 28.
Ce croisement est appliqué avec une probabilité définie par l'utilisateur. Un tirage aléatoire d'une valeur entre 0 et 1 est effectué, si cette valeur est inférieure à la probabilité de croisement alors le croisement est appliqué en un point de croisement défini aléatoirement au sein du chromosome.
L'application ou non du croisement et la définition du point de croisement sont définis pour chaque couple de chromosome.

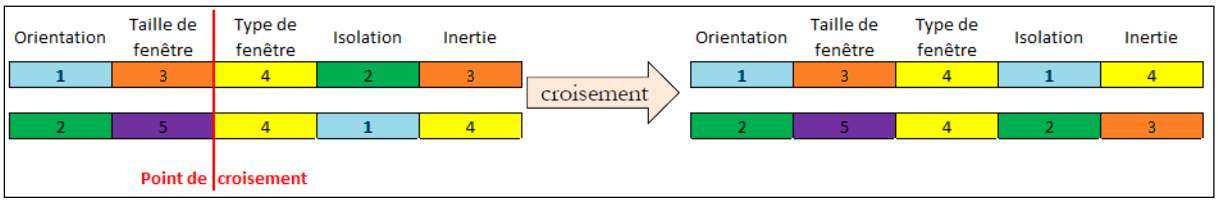


Figure 28 : Illustration du croisement un point

La probabilité de croisement prise dans les applications étudiées jusqu'à présent est de 0,7, c'est-à-dire que sur les cinquante solutions créées à chaque génération (pour une population de 100) statiquement quinze n'ont pas subi de croisement et trente-cinq sont issues d'un croisement (ces 50 solutions peuvent par la suite être mutées).
Des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9 qui sont couramment citées dans la littérature, vont être testées afin d'évaluer l'impact de la recombinaison des solutions entre elles dans la recherche des solutions optimales. Trois applications seront faites pour chacune de ces deux probabilités de croisement.

Les performances (besoins énergétiques et coût) des solutions obtenues par ces six applications sont comparées par le test de Mann-Whitney avec celles obtenues par « Base 1 ». La valeur « p » de ces différents tests est présentée au Tableau 20 ci-dessous.

Ce test montre que les distributions des ensembles de solutions obtenues par les applications avec une probabilité de croisement de 0,9 sont égales à celles obtenues par « Base 1 ».

Les résultats pour une probabilité de croisement de 0,5 sont plus contrastés. L'application 100_50_0.5_0.3 (2) obtient de très bonne valeur « p » qui indique une bonne confiance dans l'hypothèse d'égalités des distributions entre les solutions issues de cette application et celles issues de « Base 1 » mais les applications 100_50_0.5_0.3 (1) et 100_50_0.5_0.3 (3) donnent des valeurs de « p » proche de 5%, dont l'une inférieure à ce seuil.

Applications testées	Valeur « p » pour les besoins énergétiques	Valeur « p » pour le coût
100_50_0,5_0,3 (1)	6%	6%
100_50_0,5_0,3 (2)	88%	74%
100_50_0,5_0,3 (3)	3%	6%
100_50_0,9_0,3 (1)	30%	25%
100_50_0,9_0,3 (2)	60%	67%
100_50_0,9_0,3 (3)	77%	83%

Tableau 20 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application« Base 1 » avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9

La Figure 29 ci-dessous montre que les faibles valeurs de « p » obtenues par les applications 100_50_0.5_0.3 (1) et 100_50_0.5_0.3 (3) sont principalement dues à la non obtention de solutions avec des besoins énergétiques inférieurs à 65 MWh/an (cadre orange) à l'exception d'une solution de 100_50_0.5_0.3 (1).

L'application « Base 1 » ayant été arbitrairement choisie comme application de référence parmi les trois applications de base. Des tests de Mann-Whitney sont donc utilisés pour comparer les ensembles de solutions issus de « Base 2 » et « Base 3 » avec les ensembles de solutions issus des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9 afin de savoir si certains de ces tests mènent également au rejet de l'hypothèse nulle ou si le problème est spécifique à Base 1. Les résultats de ces tests sont présentés, en annexe, aux Tableau 50 et Tableau 51.

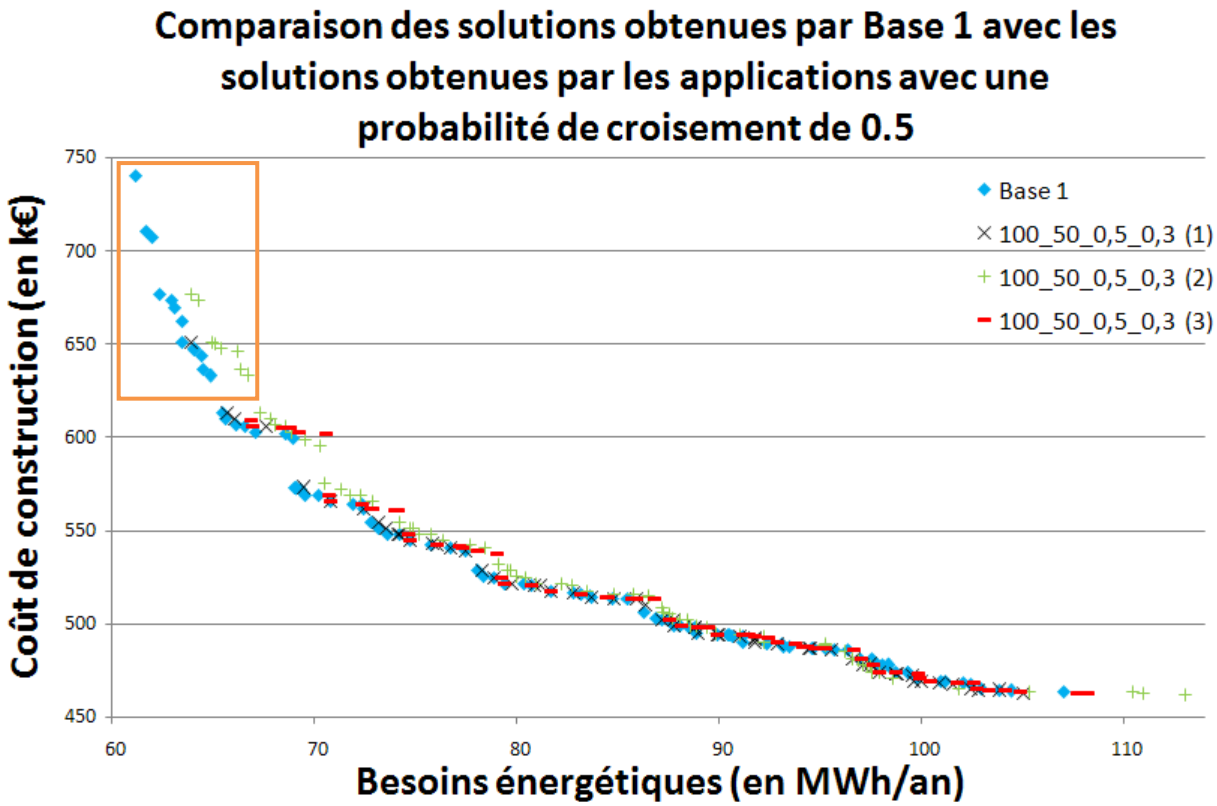


Figure 29 : Comparaison des solutions obtenues par « Base 1 » avec les solutions obtenues par les applications avec une probabilité de croisement de 0.5

Ces tableaux montrent que la distribution de l'ensemble des solutions obtenues par l'application 100_50_0,5_0,3 (3) ne peut pas être considérée comme égale à celle issue de « Base 3 » avec un risque de 5%. Il en est de même avec les applications 100_50_0,9_0,3 (2) et « Base 2 ».
Ces trois rejets (parmi trente-six tests) de l'hypothèse d'égalité entre les distributions testées, impliquent que la sensibilité des résultats de la démarche par rapport à la probabilité de croisement ne peut pas être exclue.

La Figure 29 et la Figure 49 en annexe montre que les solutions issues des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et 0,9 n'obtiennent pas de meilleures performances que celles avec une probabilité de croisement de 0,7. Ce test montre que le choix d'une probabilité de croisement de 0,7 était donc pertinent.

4.2.2.4 Probabilité de mutation

La dernière variable de paramétrage de l'algorithme génétique pouvant avoir un impact sur la démarche est la probabilité de mutation. Pour rappel, la mutation fait partie du processus de création de nouvelles solutions (aussi appelée reproduction) au sein des algorithmes génétiques. La mutation peut s'appliquer à toutes les solutions après le croisement, qu'elles soient issues d'un croisement ou non.

Pour chaque paramètre d'une solution, un tirage aléatoire d'un nombre entre 0 et 1 est effectué. Si le nombre obtenu est inférieur à la probabilité de mutation alors ce paramètre est muté sinon il ne l'est pas. Si le paramètre est muté, sa valeur est remplacée par une valeur choisie aléatoirement parmi les valeurs possibles pour ce paramètre (et pouvant être égale à l'ancienne valeur). Ce mécanisme visant à introduire de l'aléatoire permettait initialement d'éviter d'être piégé dans des optimums locaux mais il permet aussi de réintroduire dans le génome d'une application des allèles perdus au cours du processus d'application mais pourtant constitutifs de solutions optimales.

La probabilité de mutation retenue jusqu'à présent est de 0,3 ce qui est une valeur relativement élevée par rapport à la littérature (mais pas assez pour réintroduire certaines allèles dans le génome de certaines applications). Une valeur plus faible de 0,1 que l'on trouve largement dans la littérature, va donc être testée ainsi qu'une valeur supérieure afin d'essayer d'obtenir dans le génome d'une application toutes les allèles permettant de définir les solutions optimales.

Les valeurs « p » obtenues pour les trois applications avec des probabilités de mutation de 0,5 sont supérieures à 5%. L'hypothèse d'égalités entre les distributions des ensembles de solutions obtenues pour ces applications et les distributions de l'ensemble de solutions obtenu pour l'application « Base 1 » est donc validée.
Il en est de même pour les applications 100_50_0,7_0,1 (2) et 100_50_0,7_0,1 (3) mais pas pour l'application 100_50_0,7_0,1 (1) qui obtient des valeurs inférieures à 5% pour les deux objectifs.

Applications testées	Valeur p pour les besoins énergétiques	Valeur p pour le coût
100_50_0,7_0,1 (1)	0,4%	0,5%
100_50_0,7_0,1 (2)	10%	11%
100_50_0,7_0,1 (3)	17%	64%
100_50_0,7_0,5 (1)	68%	72%
100_50_0,7_0,5 (2)	40%	43%
100_50_0,7_0,5 (3)	12%	11%

Tableau 21 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application« Base 1 » avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5

L'application « Base 1 » ayant été arbitrairement choisie comme application de référence parmi les trois applications de base. Des tests de Mann-Whitney sont donc utilisés pour comparer les ensembles de solutions issus de « Base 2 » et « Base 3 » avec les ensembles de solutions issus des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5 afin de savoir si certains de ces tests mènent également au rejet de l'hypothèse nulle ou si le problème est spécifique à « Base 1 ». Les résultats de ces tests sont présentés, en annexe, aux Tableau 52 et Tableau 53.
Ces tableaux montrent que la distribution de l'ensemble des solutions obtenues par l'application 100_50_0,7_0,1 (1) ne peut pas être considéré comme égale à celle issue de « Base 3 » avec un risque égal à 5%.
Ces quatre rejets (parmi trente-six tests) de l'hypothèse d'égalité entre les distributions testées, impliquent que la sensibilité des résultats de la démarche à la probabilité de mutation ne peut pas être exclue.

La Figure 30 montre que la principale différence entre les ensembles de solutions obtenus par 100_50_0.7_0.1 (1) et Base 1, est l'absence de solutions ayant des besoins énergétiques inférieurs à 68 MWh/an (cadre bleu) parmi les solutions issues de l'application 100_50_0.7_0.1 (1). La Figure 50 en annexe montre que les solutions issues de l'application 100_50_0.7_0.1 (1) convergent mieux vers celles issues de « Base 1 » que celles issues de 100_50_0.7_0.1 (3) mais sur un front de Pareto moins étendu. Ce constat valide l'hypothèse que la différence des distributions des ensembles de solutions obtenus par 100_50_0.7_0.1 (1) et « Base 1 » est due à l'étendue du front de Pareto de 100_50_0.7_0.1 (1).

Cette absence de solutions ayant des besoins énergétiques inférieurs à 68 MWh/an, s'explique notamment par la non-obtention de l'allèle « fenêtre triple vitrage » pour les fenêtres des façades 1 et 3 mais aussi l'absence de l'allèle « taille de fenêtre 80% » et « inertie lourde » pour la toiture.

La Figure 50 et la Figure 51 en annexe montre que les solutions issues des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et 0,5 n'obtiennent pas de meilleures performances que celles avec une probabilité de mutation de 0,3. Ce cas de test montre que le choix d'une probabilité de mutation de 0,3 était donc pertinent.

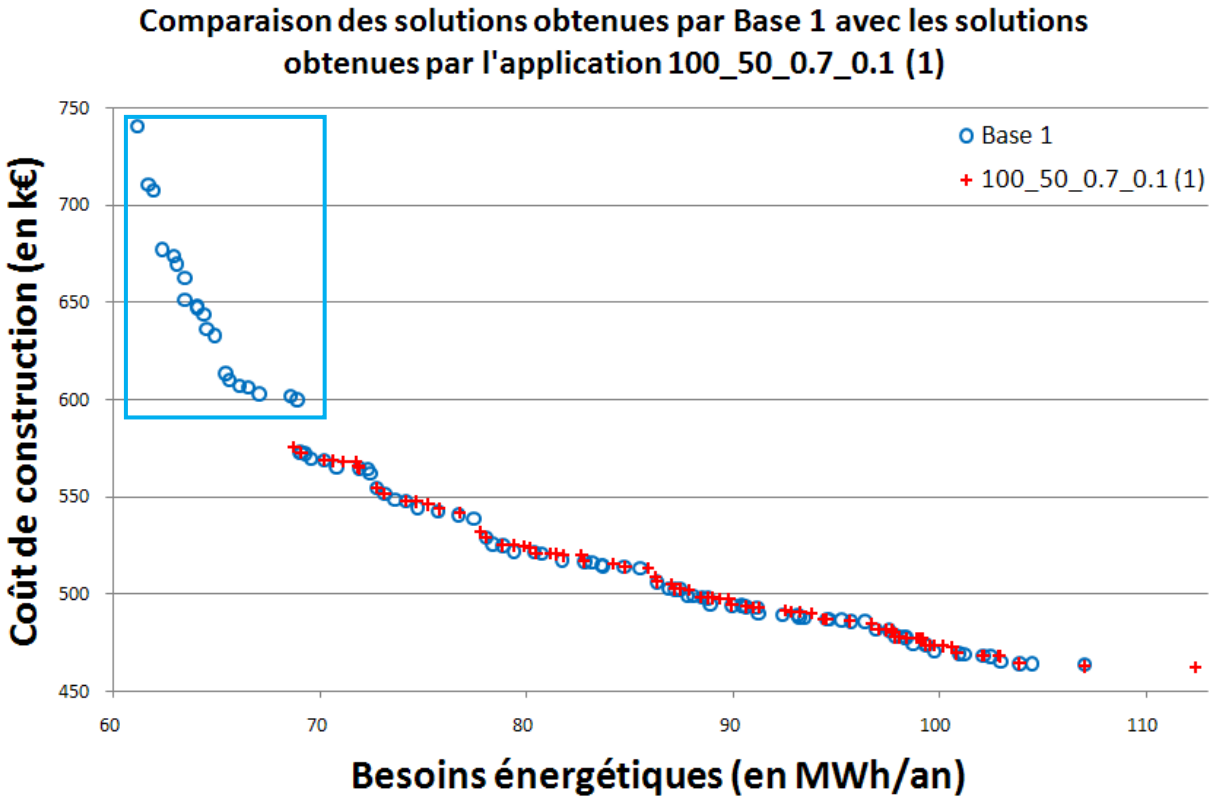


Figure 30 : Comparaison des solutions obtenues par « Base 1 » avec les solutions obtenues par l'application 100_50_0.7_0.1 (1)

4.2.2.5 Conclusion

L'insensibilité des résultats de la démarche à la taille de la population (pour des tailles de populations supérieures à 50) et au nombre de génération (au-delà de 30 générations, néanmoins l'augmentation du nombre de génération permet cependant d'améliorer, de manière limitée, les solutions obtenues) de l'algorithme génétique est démontrée mais l'insensibilité aux probabilités de croisement et de mutation de l'algorithme génétique n'a pas pu être prouvée.

4.2.3 Sensibilité des solutions obtenues à la plage de variation et à la discrétisation des paramètres

Ce sous-chapitre va s'intéresser à l'impact de la plage de variation et de la discrétisation des paramètres sur la robustesse des solutions fournies par la démarche.

En effet, les paramètres évoluent dans une plage de variation avec une discrétisation définie par l'utilisateur mais que se passe-t-il si l'utilisateur définit une autre plage de variation et/ou une autre discrétisation ? La démarche donne-t-elle des solutions complètement différentes ?
Un test va être effectué en modifiant la plage de variation et la discrétisation d'un paramètre.

Une partie importante des solutions obtenues par les applications de base obtiennent une valeur extrême de la plage de variation pour le paramètre « orientation » et seuls deux allèles consécutives sont obtenus par l'ensemble des

solutions. Ces 2 caractéristiques font de ce paramètre un cas d'étude intéressant pour les questions posées ci-dessus. La nouvelle plage de variation et la nouvelle discrétisation du paramètre « orientation » sont présentés au Tableau 22.
La démarche est relancée pour ce nouveau problème.

Type de chromosome	Allèles	Commentaires
Orientation	-45° ; -21° ; 0° ; 23° ; 45 ; 68 ; 90 ; 113 ; 135	Nord-Est Sud-Ouest = - 45°; Sud Nord = 90°

Tableau 22 : Nouvelle plage de valeur et discrétisation pour le paramètre "Orientation"

Les solutions obtenues pour la nouvelle application obtiennent trois allèles pour le paramètre « orientation » : 45°, 68°, 90° (cf. Tableau 54 en annexe). Les trois applications de base obtiennent les allèles 45°et 90° (elles ne peuvent pas obtenir l'allèle 68°). La plage des allèles utilisés par la nouvelle application n'augmente pas mais le nombre d'allèles utilisés augmente du fait de la discrétisation plus fine.

La Figure 31 présente les performances obtenues par les solutions de l'application « Base 1 » et par les solutions issues du nouveau problème. Les solutions issues du nouveau problème sont présentées en fonction de l'allèle qu'elles possèdent pour le paramètre « orientation ». Les différences entre ces deux ensembles de solutions sont présentées dans les cadres vert et orange. Le cadre vert montre que les solutions avec l'allèle 68° obtiennent une meilleure convergence que les solutions de « Base 1 » avec l'allèle 90° sur la plage de besoins énergétiques [85 ;93] tandis que le cadre orange montre que les solutions avec l'allèle 45° converge comme les solutions issues de « Base 3 » avec la même allèle c'est-à-dire mieux que « Base 1 » avec l'allèle 90° (cf. Figure 24).

Pour le paramètre « orientation », les modifications de la plage de variation et de la discrétisation n'ont entraîné qu'un raffinement des solutions obtenues précédemment sur une partie du front de Pareto sans aucune modification sur les autres paramètres que l'orientation.

Ce paragraphe a permis d'illustrer l'intérêt du caractère itératif de la démarche en permettant un raffinement progressif des solutions obtenues par une discrétisation plus fine d'un des paramètres. Cependant, le résultat obtenu est propre à ce paramètre et à ce problème et n'est pas généralisable. Une discrétisation plus fine d'un paramètre pouvant par exemple engendrer l'obtention de nouvelles combinaisons de valeurs de paramètres performantes.

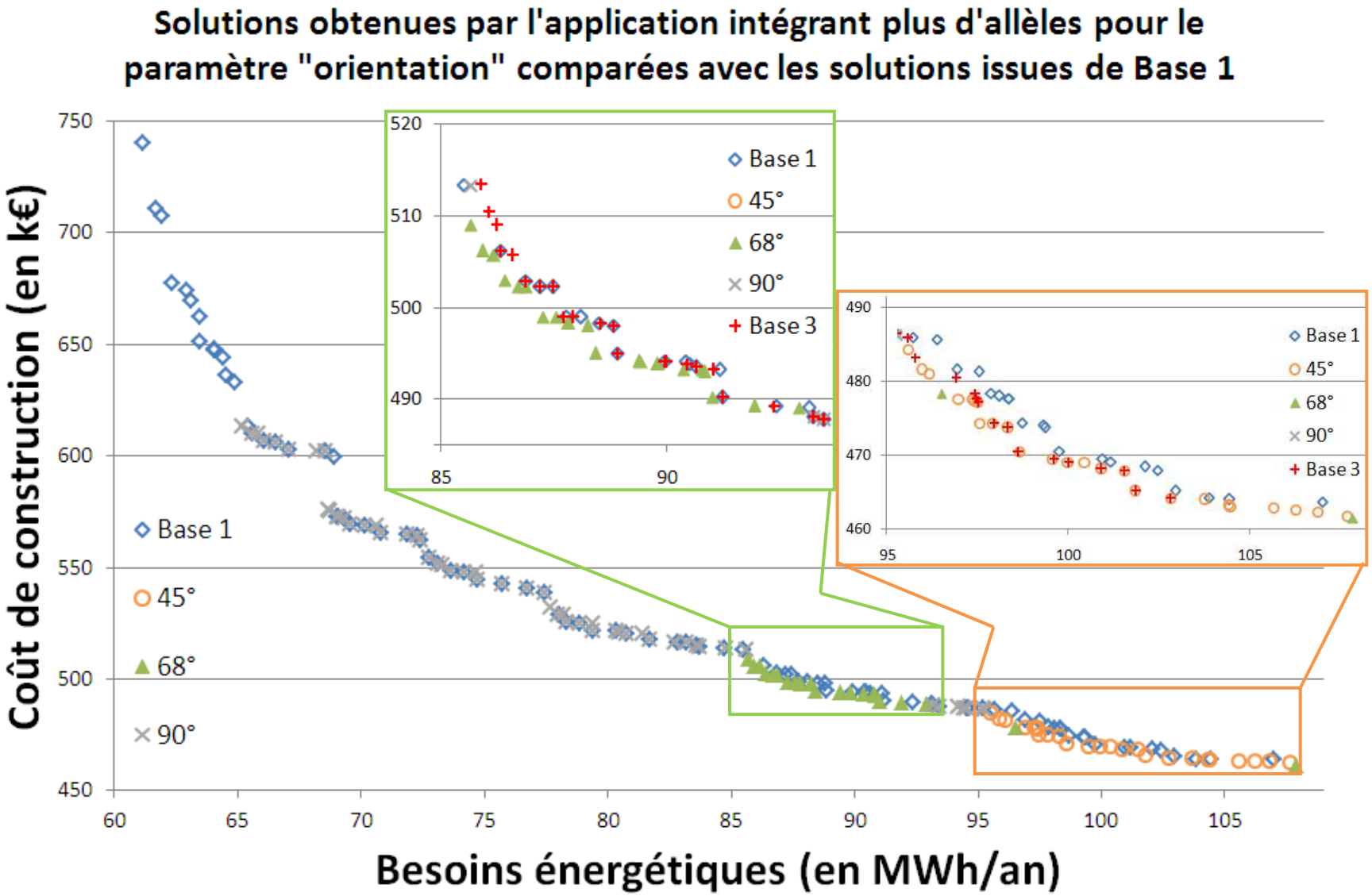


Figure 31 : Solutions obtenues avec l'application intégrant plus d'allèles pour le paramètre orientation comparées avec les solutions obtenues par l'application « Base 1 »

Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4	Allèle 5	Allèle 6
Position store						
Absorption solaire des parois internes	100%	0%	0%	0%	0%	0%
Longueur casquette façade 4	38% - 12% - 49%	0% - 36% - 0%	0%	2% - 0% - 0%	6% - 3% - 2%	54% - 49% - 54%
Taille de fenêtre façade 4	100%	0%	0%	0%		
Longueur casquette façade 1	90% - 100% - 100%	0%	0%	4% - 0% - 0%	6% - 0% - 0%	0%
Taille de fenêtre façade 1	44% - 42% - 53%	46% - 58% - 47%	10% - 0% - 0%	0%		
Longueur casquette façade 3	100% - 0% - 67%	0% - 0% - 11%	0% - 56% - 0%	0% - 5% - 0%	0%	0% - 39% - 22%
Taille de fenêtre façade 3	100% - 61% - 75%	0% - 39% - 25%	0%	0%		
Isolation du mur extérieur	0%	12% - 0% - 0%	26% - 41% - 51%	62% - 59% - 49%		
Isolation du plancher bas	100% - 95% - 85%	0% - 5% - 13%	0% - 0% - 2%	0%		
Isolation du toit	2% - 2% - 0%	18% - 17% - 24%	28% - 36% - 49%	52% - 46% - 27%		
Orientation	0%	0%	44% - 36% - 45%	56% - 64% - 55%		
Inertie plancher bas	0%	0%	100%			
Inertie toiture	68% - 81% - 87%	18% - 19% - 9%	14% - 0% - 4%			
Inertie murs extérieurs	94% - 95% - 100%	4% - 5% - 0%	2% - 0% - 0%			
Inertie planchers intermédiaires	0%	0%	100%			
Inertie cloisons	0%	0%	100%			
Type de fenêtre façade 4	44% - 47% - 51%	44% - 37% - 31%	12% - 15% - 18%			
Type de fenêtre façade 1	54% - 61% - 67%	28% - 20% - 11%	18% - 19% - 22%			
Type de fenêtre façade 3	82% - 56% - 58%	18% - 24% - 13%	0% - 20% - 29%			

Ecart entre la moyenne pour les 3 applications de base et les 3 applications sans stores	Niveau de valeurs
> 25%	= 100%
15% ≤ écart ≤ 25%	75% ≤ valeurs < 100%
	50% ≤ valeurs < 75%

Tableau 23 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour 3 applications sans fermeture des stores

4.2.4 Impact du comportement des occupants

Le comportement des occupants peut avoir un impact fort sur les besoins énergétiques. Or, il est difficile de modéliser le comportement des occupants et il n'existe à priori aucune solution qui soit meilleure que toutes les autres.
Sur le conseil des concepteurs, la démarche a donc intégrée la possibilité de définir le comportement des occupants qui y est utilisé et d'évaluer l'impact d'une modification de ce comportement sur les solutions obtenues. Ce sous-chapitre a pour objectif de tester la robustesse des solutions obtenues par rapport aux comportements des occupants. Le but n'est pas d'évaluer l'impact du comportement des occupants sur les performances de certaines solutions, mais de connaitre l'écart pouvant exister entre des solutions non dominées obtenues pour un scénario 1 de comportement des occupants puis évaluées avec un scénario 2 et les solutions non dominées obtenues avec le scénario 2.
Deux modifications du scénario de comportement des occupants seront testées sur ce cas. La première modification consiste à ne jamais déployer les protections solaires et la deuxième à augmenter la température de consigne de chauffage de 19°C à 22°C et à descendre la température de consigne de climatisation de 28°C à 25°C.

4.2.4.1 Suppression des protections mobiles

Le Tableau 23 présente la répartition par allèle pour chaque paramètre des solutions obtenues par trois applications effectuées sans fermeture des stores. Le premier constat est qu'il existe des écarts important entre ces trois applications notamment sur la taille des casquettes, le type et le taux de vitrage pour la façade 3.
Une comparaison entre le Tableau 16 et le Tableau 23 montre des écarts sur plusieurs paramètres mis en valeur par un surlignage du nom du paramètre dans le Tableau 23. Ces paramètres sont tous liés aux apports solaires à l'exception de l'isolation du toit.
Les solutions obtenues par les applications sans fermeture des protections mobiles ont des tailles de fenêtres plus petites et des longueurs de casquettes plus grandes que pour les solutions obtenues par les trois applications de base, afin de limiter les apports solaires (les protections solaires mobiles ne jouant plus leur rôle). En réponse à cette modification des apports solaires, l'isolation des différentes parois est adaptée pour limiter les déperditions en hiver et limiter les surchauffes en été.

La modification de l'orientation pour les solutions ayant des taux de vitrage de 20% sur les façades 1 et 3, limite les besoins de chauffage en augmentant les apports solaires sur la façade 1 (orienté précédemment nord et maintenant orienté nord nord-ouest) même si cela diminue les apports solaires sur la façade 3 (situé à l'opposé de la façade 1).

Cette modification du scénario de test (ouverture permanente des protections solaires) montre que les solutions que donne la démarche, s'adaptent en limitant les apports solaires pour contrebalancer l'absence de fermeture des stores.

La Figure 32 montre que, pour ce cas de test, la non-fermeture des protections mobiles permet d'obtenir des solutions avec les mêmes besoins énergétiques mais à un coût plus faible que les solutions avec fermeture des stores pour des besoins

énergétiques compris entre 81 MWh/an et 108 MWh/an, c'est-à-dire pour les solutions de « Base 1 » ayant des taux de vitrages inférieurs ou égaux à 40% sur les façades 1 et 3.

A coût égal, l'écart entre les solutions obtenues par l'application sans les stores et les solutions issues de « Base 1 » mais évaluées sans les stores, varie entre 0 MWh/an et 15 MWh/an soit entre 0% et 15% de la valeur des solutions de ce dernier ensemble. Cela illustre le fait que les solutions obtenues par l'application sont robustes à une suppression des protections mobiles.

Pour ce cas de test et la gestion des stores choisie, l'intérêt des protections mobiles est cependant évident pour des taux de vitrages supérieurs à 40% pour les façades 1 et 3 avec des augmentations de besoins énergétiques dû à la suppression des protections mobiles pouvant aller jusqu'à 44% (écart entre la courbe 2 et la courbe 3 de la Figure 32).

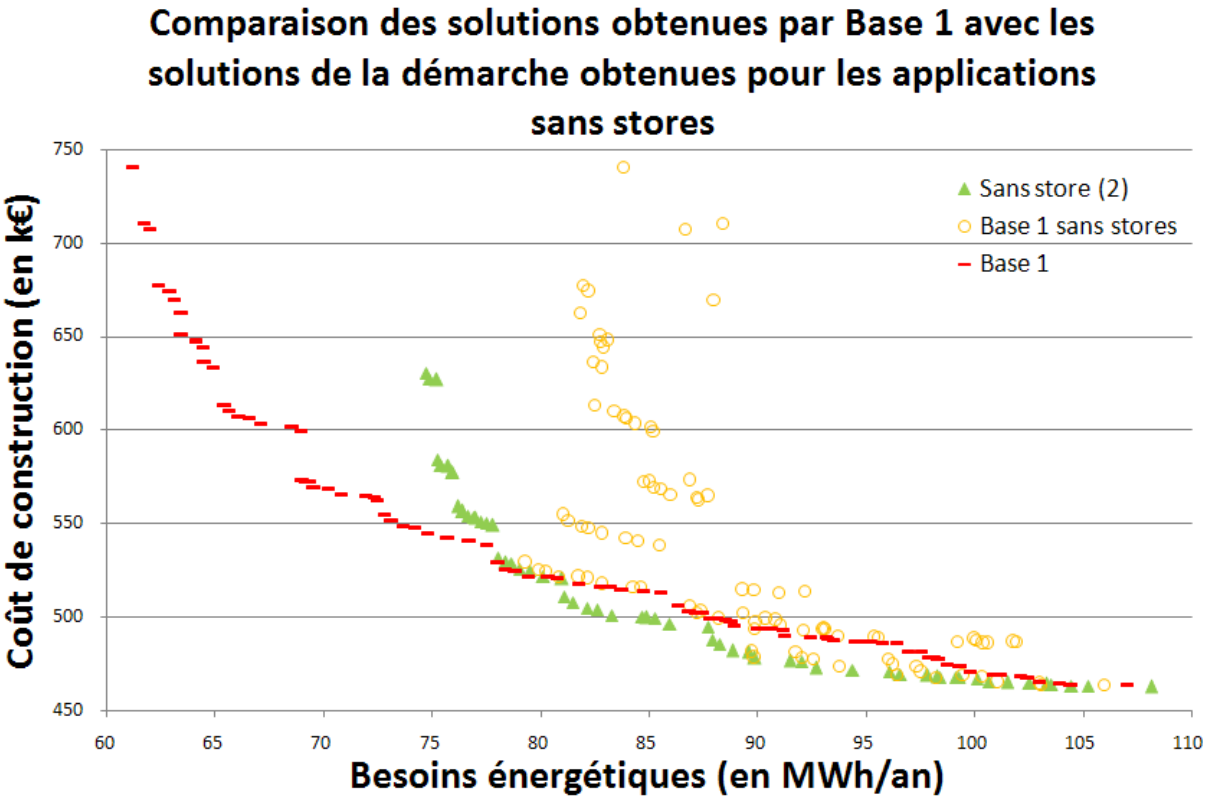


Figure 32 : Comparaison des solutions obtenues par l'application « Base 1 » évaluées avec et sans fermetures des stores et des solutions obtenues par une application sans fermeture des stores

4.2.4.2 Modification des consignes de chauffage et de climatisation

L'objectif de ce paragraphe est d'évaluer l'impact d'une modification des consignes de chauffage et de refroidissement sur les solutions obtenues par la démarche. La connaissance de ces solutions permettra de connaitre l'écart entre ces solutions et les solutions obtenues par « Base 1 » à la fois en terme de paramètre mais également en termes de besoins énergétiques et de coût afin

d'estimer l'importance du scénario de comportement des occupants sur les solutions obtenues.

Le scénario de test de la démarche est appelé dans la suite « scénario 1 » tandis que le nouveau scénario avec une modification des températures de consigne de chauffage (22°C au lieu de 19°C) et de climatisation (25°C au lieu de 28°C) est appelé « scénario 2 ».

La Figure 33 ci-dessous présente les performances des solutions :

- Obtenues par « Base 1 » et évaluées avec le scénario 1 (ensemble 1)
- Obtenues par « Base 1 » mais évaluées avec le scénario 2 (ensemble 2)
- Obtenues par une application avec le scénario 2 (ensemble 3)

Cette figure montre l'augmentation importante des besoins énergétiques due aux modifications des consignes de température de chauffage et de climatisation. Elle montre également que l'écart entre les solutions de l'ensemble 2 et celles de l'ensemble 3, est compris entre 0 MWh/an et 20 MWh/an alors que la modification des consignes de température pour le chauffage et le refroidissement engendre une augmentation de besoins énergétiques comprises entre 26 MWh/an et 52 MWh/an. Il est à noter que les solutions de l'ensemble 2 encadrée en rouge ne sont pas dominées par les solutions de l'ensemble 3 et devrait donc faire partie de cet ensemble.

L'écart entre les solutions des ensembles 2 et 3 représente de 0 à 40% (solutions encadré en vert) de l'écart entre les solutions des ensembles 1 et 2. Si l'on ne tient pas compte des solutions encadrées en vert, l'écart maximal relatif n'est plus que de 25%.

La Figure 33 montre que l'augmentation des consignes de température de chauffage et de climatisation pour les solutions optimales pour le scénario 1 donne des performances de l'ordre des solutions optimisées avec ce nouveau scénario. Il n'y a pas une augmentation forte des besoins énergétiques qui découlerait d'une inadaptation au scénario 2, des solutions obtenues avec le scénario 1.

Néanmoins, ce constat global cache des cas particuliers, les écarts entre les solutions pouvant être nuls comme représenter 40% de l'augmentation des besoins énergétiques due à la modification des consignes de température.

Une étude comparative dans l'espace des paramètres, des solutions de l'application effectuée avec le scénario 1 et de celle effectuée avec le scénario 2 va permettre d'essayer de comprendre l'adaptation des solutions obtenues à la modification du scénario du cas de test.

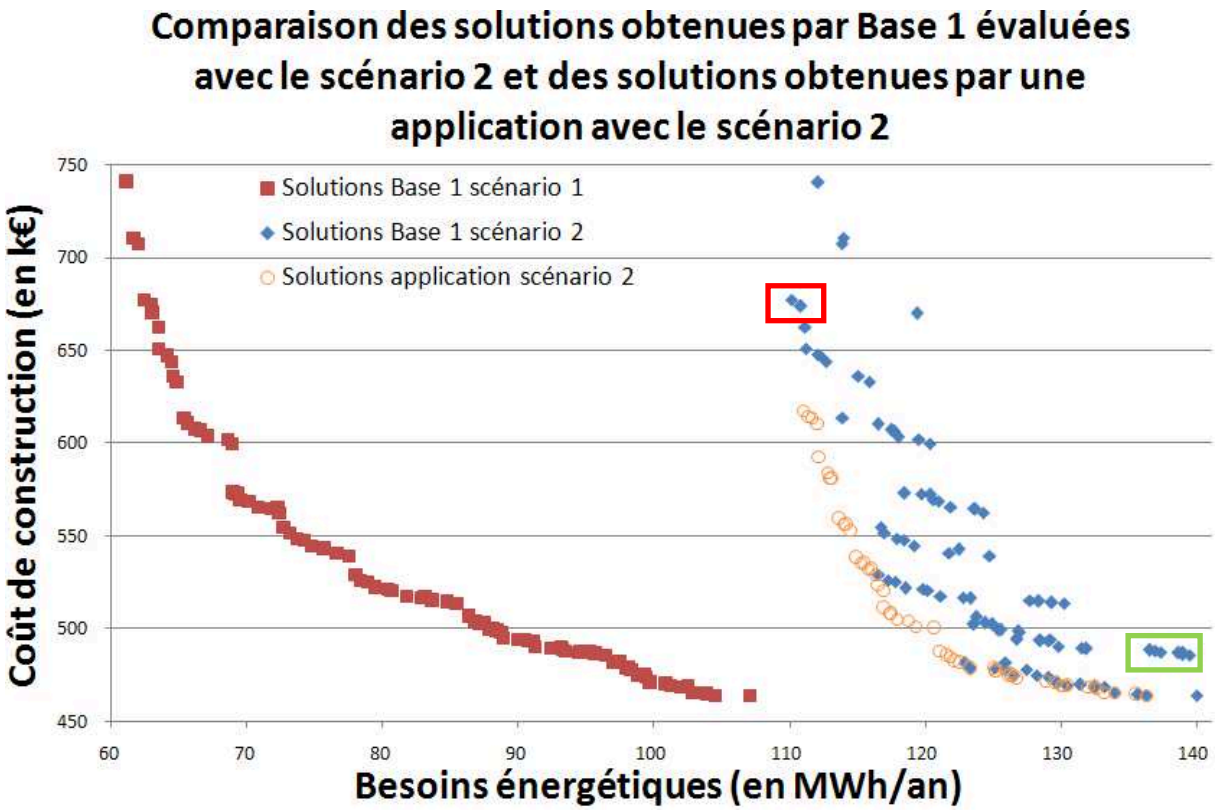


Figure 33 : Comparaison des solutions obtenues par l'application « Base 1 » évaluées avec le scénario 2 et des solutions obtenues par une application avec le scénario 2

Les solutions obtenues par une seule application avec le scénario 2 sont présentés à la Figure 33 pour une meilleure lisibilité de la figure mais en réalité, trois applications avec le scénario 2 ont été réalisées. Les performances (besoins énergétiques et coût) des solutions obtenues par ces trois applications sont présentées en annexe à la Figure 52.
Cette figure montre que les solutions obtenues par la 3^{e} application avec le scénario 2 obtiennent des performances moins bonnes que les deux autres. Cet écart s'explique par la différence de répartition des allèles par paramètres entre les solutions obtenues par cette application par rapport à celles obtenues par les 2 autres applications.
L'écart semble notamment venir de la différence d'orientation des solutions (cf. Tableau 24).

Par ailleurs, le Tableau 24 montre que les solutions obtenues avec le scénario 2 semblent limiter les apports solaires et les déperditions thermiques par rapport à celles obtenues avec le scénario 1.
L'augmentation de la longueur des casquettes et la diminution des taux de vitrage, diminuent les apports solaires tandis que la plus forte isolation du toit et le recours plus important au triple vitrage au détriment du double vitrage limitent les déperditions thermiques.

Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4	Allèle 5	Allèle 6
Position store	0%	100%				
Absorption solaire des parois internes	100%	0%	0%	0%	0%	0%
Longueur casquette façade 4	0%	0% - 0% - 8%	4% - 0% - 20%	0% - 4% - 0%	2% - 2% - 24%	94% - 94% - 47%
Taille de fenêtre façade 4	100%	0%	0%	0%		
Longueur casquette façade 1	71% - 83% - 53%	19% - 6 % - 10%	10% - 10% - 37%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 1	48% - 44% - 39%	52% - 46% - 49%	0% - 10% - 12%	0%		
Longueur casquette façade 3	21% - 29% - 0%	21% - 15% - 0%	27% - 15% - 0%	8% - 4% - 20%	4% - 8% - 31%	19% - 29% - 49%
Taille de fenêtre façade 3	77% - 71% - 59%	23% - 29% - 41%	0%	0%		
Isolation du mur extérieur	2% - 0% - 4%	6% - 0% - 6%	21% - 23% - 12%	71% - 77% - 78%		
Isolation du plancher bas	100% - 96% - 100%	0% - 4% - 0%	0%	0%		
Isolation du toit	0% - 0% - 4%	15% - 10% - 8%	29% - 29% - 24%	56% - 60% - 63%		
Orientation	0%	0%	2% - 0% - 100%	98% - 100% - 0%		
Inertie plancher bas	0%	0%	100%			
Inertie toiture	71% - 75% - 65%	27% - 25% - 35%	2% - 0% - 0%			
Inertie murs extérieurs	98% - 100% - 100%	2% - 0% - 0%	0%			
Inertie planchers intermédiaires	0%	0%	100%			
Inertie cloisons	0%	0%	100%			
Type de fenêtre façade 4	44% - 58% - 55%	40% - 42% - 45%	17% - 0% - 0%			
Type de fenêtre façade 1	50% - 56% - 63%	31% - 33% - 37%	19% - 10% - 0%			
Type de fenêtre façade 3	92% - 69% - 57%	8% - 19% - 27%	0% - 13% - 16%			

Ecart entre la moyenne pour les 3 applications de base et les 3 applications avec le scénario 2	
	> 25%
	15% ≤ écart ≤ 25%

Niveau de valeurs
100%
75% ≤ valeurs < 100%
50% ≤ valeurs < 75%

Tableau 24 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour 3 applications avec le scénario 2

Les modifications des températures de consigne de chauffage et de climatisation augmentant simultanément les besoins de chauffage et de climatisation, les solutions obtenues s'adaptent donc à ces deux modifications.

4.2.4.3 Synthèse

Ces deux modifications du comportement des occupants montrent que pour la plupart des solutions, l'écart entre une solution issue d'un scénario 1 et évaluée avec un scénario 2 et celles issues d'un scénario 2 reste relativement limité. Cependant pour certaines solutions cet écart est important.
Ces deux tests obtiennent donc des résultats mitigés en termes de robustesse des solutions obtenues par la démarche vis-à-vis du comportement des occupants et montre (comme on pouvait s'y attendre) que les écarts dépendent des modifications du comportement des occupants testées.

Dans le cas de la deuxième modification, les écarts entre la plupart des solutions issues du scénario 1 et évaluées avec le scénario 2 et celles issues du scénario 2 ne sont pas négligeables (quoique limités). Ce test illustre bien l'intérêt de permettre aux concepteurs de définir eux-mêmes le comportement des occupants afin qu'ils obtiennent des solutions les plus adaptées possibles aux projets qu'ils traitent.

4.2.5 Aide à la connaissance et extraction de solutions performantes

4.2.5.1 Travail sur la répartition des solutions par allèles

L'objectif de la démarche est de fournir de la connaissance aux concepteurs sur les valeurs de paramètres et les combinaisons de ces valeurs permettant d'obtenir des pistes de conception performantes.

Pour cela, plusieurs outils sont proposés dans la démarche et vont être utilisés dans cette sous-partie. Ces outils vont être utilisés pour l'application Base 1 plutôt que pour les trois applications de base car un utilisateur futur de la démarche ne lancera probablement qu'une seule application de la démarche pour un même problème.

Un premier outil est le tableau de la répartition des solutions par allèles pour chaque paramètre. Le Tableau 25 présente cette répartition pour les solutions obtenues par Base 1.
On y constate que huit paramètres n'obtiennent qu'une valeur (nom de paramètres surlignés en vert) et que pour cinq autres (surligné en gris) une tendance apparaît pour le choix de valeurs faibles ou fortes (même si quelques solutions s'en éloignent un peu). Par exemple, pour les longueurs de casquette il apparaît une tendance forte à avoir des longueurs faibles ou nulles. Concernant l'isolation, le mur extérieur tend à être bien isolé tandis que le plancher bas tend à être faiblement isolé.
Les solutions obtenues ne permettent pas de dégager de tendances claires pour les sept autres paramètres.

Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4	Allèle 5	Allèle 6
Position store	0%	**100%**				
Absorption solaire des parois	**100%**	0%	0%	0%	0%	0%
Longueur casquette façade 4	**64%**	25%	5%	4%	1%	0%
Taille de fenêtre façade 4	**100%**	0%	0%	0%		
Longueur casquette façade 1	**85%**	15%	0%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 1	46%	16%	38%	0%		
Longueur casquette façade 3	**96%**	3%	1%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 3	20%	47%	29%	4%		
Isolation du mur extérieur	0%	0%	27%	**73%**		
Isolation du plancher bas	**96%**	4%	0%	0%		
Isolation du toit	1%	12%	**52%**	35%		
Orientation	0%	0%	0%	**100%**		
Inertie plancher bas	0%	0%	**100%**			
Inertie toiture	**88%**	2%	10%			
Inertie murs extérieurs	**100%**	0%	0%			
Inertie planchers intermédiaires	0%	0%	**100%**			
Inertie cloisons	0%	0%	**100%**			
Type de fenêtre façade 4	**57%**	33%	11%			
Type de fenêtre façade 1	**61%**	12%	27%			
Type de fenêtre façade 3	**51%**	21%	28%			

Niveau de valeurs

= 100%

75% ≤ valeurs < 100%

50% ≤ valeurs < 75%

Tableau 25 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour l'application Base 1

Les valeurs et les tendances pour ces treize paramètres semblent nécessaires à l'obtention de solutions performantes mais sont-elles suffisantes ?

Une solution respectant ces caractéristiques obtient 90 MWh/an de besoins énergétiques et 650k€ de coût (une autre obtient 116 MWh/an et 584 k€), montrant que les valeurs et les tendances pour ces treize paramètres ne sont pas une condition suffisante pour garantir de bonnes performances.

La répartition par allèles des solutions obtenues sur l'ensemble du front de Pareto n'est pas suffisante pour permettre d'obtenir des pistes de solutions performantes. Néanmoins, il semble intéressant d'appliquer le même principe sur les sept paramètres restant et en fractionnant l'espace des solutions obtenues pour s'assurer qu'il n'est pas possible d'y dégager des pistes de conception de solutions performantes.

Il apparaît que les taux de vitrage pour les façades 1 et 3 semblent des paramètres importants dans la définition du front de Pareto. En effet, les taux de vitrage semblent être inversement proportionnels aux besoins énergétiques et proportionnels aux coûts.
Le découpage du front de Pareto en plusieurs sections va donc s'appuyer sur ces 2 paramètres.
La répartition des solutions obtenues par allèles pour les quatre sections est présentée au Tableau 26.
Ce découpage étant basé sur les taux de vitrage des façades 1 et 3, ils montrent naturellement que ces taux de vitrages sont différents dans les différentes sections. Il apparaît que l'inertie du toit n'obtient des valeurs autres que « légère » uniquement dans la première section. Les types de fenêtre des façades 1 et 3 n'obtiennent des solutions avec triple vitrage que dans la première section et cette section est la seule où elles n'obtiennent pas de solutions en double vitrage.
L'isolation du toit et le type de fenêtre de la façade 4 n'affiche pas de tendances différentes suivant les sections.

Pour s'assurer de l'obtention de pistes de conceptions performantes en analysant la répartition des solutions par allèles, il a donc fallu fixer certains paramètres, restreindre le choix pour d'autres et enfin choisir l'intervalle d'objectifs dans lequel on travaille pour qu'il corresponde à l'évolution des paramètres. Cette méthode d'extraction de connaissance aboutit à donner peu de liberté de conception aux utilisateurs et n'est pas reproduisible pour des cas de test où il y aurait moins de paramètres fixés ou montrant des tendances pour obtenir des solutions performantes.
Cette méthode bien que porteuse de connaissance ne semblent pas être suffisante pour aider les concepteurs dans leurs tâches.

Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4
Taille de fenêtre façade 1	0% - 0% - **100% - 100%**	5% - **100%** - 0% - 0%	**95%** - 0% - 0% - 0%	0%
Taille de fenêtre façade 3	0% - 0% - 0% - **100%**	16% - **100% - 100%** - 0%	**73%** - 0% - 0% - 0%	11% - 0% - 0% - 0%
Isolation du toit	0% - 0% - 0% - 6%	5% - 23% - 17% - 11%	41% - **54% - 63% - 61%**	**54%** - 23% - 21% - 22%
Inertie toiture	70% - **100% - 100% - 100%**	5% - 0% - 0% - 0%	24% - 0% - 0% - 0%	
Type de fenêtre façade 4	**51% - 69% - 58% - 56%**	46% - 15% - 21% - 33%	3% - 15% -21% - 11%	
Type de fenêtre façade 1	**70%** - **100%** - 42% - 39%	30% - 0% - 0% - 0%	0% - 0% - **58% - 61%**	
Type de fenêtre façade 3	49% - **69% - 71%** - 17%	**51%** - 0% - 0% - 0%	0% - 31% - 29% - **83%**	

Niveau de valeurs

= 100%

75% ≤ valeurs < 100%

50% ≤ valeurs < 75%

Tableau 26 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les 4 sections de l'application Base 1

4.2.5.2 Regroupement des solutions sous formes de combinaisons de paramètres

Une autre approche possible pourrait se baser sur le regroupement de solutions sous la forme de combinaisons de paramètres que les concepteurs jugeraient influents.
A titre d'exemple, la partie précédente semble montrer que les taux de vitrage et le type de vitrage pour les façades 1 et 3 ont une importance forte sur les besoins énergétiques et le coût.
L'ensemble des solutions testées vont donc être regroupées en fonction de leurs valeurs pour ces quatre paramètres pour savoir s'ils peuvent suffire à définir des solutions performantes.

Le premier constat que l'on peut faire est que les solutions ne sont pas également réparties selon les combinaisons possibles pour ces quatre paramètres. En effet, 62 combinaisons de ces quatre paramètres sur 144 n'ont pas été testées tandis qu'à l'opposé une combinaison a été testée 96 fois sur 959 solutions testées par la méthode d'optimisation (soit 10% des solutions testées). Le fait que certaines combinaisons n'aient pas été testées n'est pas surprenant quand l'on sait qu'il y a 144 combinaisons possibles et seulement 959 solutions testées.

Le Tableau 27 présente pour chaque combinaison des quatre paramètres, les valeurs minimales, maximales et moyennes obtenues pour les deux objectifs étudiés par les solutions intégrant cette combinaison des quatre paramètres.
Le Tableau 27 étant difficile à analyser, il est résumé au Tableau 28 qui donne la valeur minimale, maximale et moyenne obtenues pour les six dernières colonnes du Tableau 27. Quand on regarde le Tableau 28, le second constat que l'on fait est qu'il y a des différences entre les performances des solutions testées intégrant les différentes combinaisons des quatre paramètres.
Cependant, d'une part les solutions recherchées visent à être optimales et donc ce tableau ne nous fournit qu'une information partielle sur les plus mauvaises performances ou sur les performances moyennes que peut obtenir une solution avec la combinaison de paramètres testée. D'autre part, la taille des échantillons étant très variables selon les combinaisons, il est impossible de conclure sur les performances des combinaisons présentées au Tableau 27.

Les outils proposés actuellement dans la démarche permettent d'isoler des tendances pour certains paramètres vers le choix de valeurs faibles ou fortes pour obtenir des solutions performantes. Cela est intéressant et représente une partie du but recherché.
Cependant, cette capacité de la démarche à isoler des tendances n'est valable que pour certains paramètres et leur nombre dépend à priori du problème traité.
En outre, il est certes intéressant d'avoir des tendances pour certains paramètres mais l'impact de ces paramètres sur les performances des solutions est inconnu.
A titre d'exemple, on ne sait pas si l'on dispose de tendances pour des paramètres ayant un fort impact sur les objectifs ou au contraire ayant un faible impact. Dans le premier cas, l'objectif d'aide à la connaissance est atteint tandis que dans le deuxième cas on aide juste les concepteurs à définir des variables d'ajustement pour les objectifs choisis ou à faire des recommandations à d'autres personnes travaillant sur le même projet mais dans des domaines non pris en compte par la mise en œuvre de la démarche.

Par ailleurs, le nombre de solutions testées étant relativement faible (959 solutions testées pour $2,8*10^{11}$solutions possibles) et celles-ci étant répartis dans l'espace de manière à obtenir les solutions optimales et non à expliquer l'influence des différents paramètres, il est probable que certaines solutions soient porteuses d'informations redondantes pour travailler sur ce deuxième point. Cette réflexion sera développée dans la partie discussion qui va suivre.

Combinaisons de paramètres				Performances des solutions intégrant ces combinaisons de paramètres					
				Minimum		Maximum		Moyenne	
Taille de fenêtre Ouest	Taille de fenêtre Est	Type de fenêtre à l'Ouest	Type de fenêtre à l'Est	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Cout (en €)	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Cout (en €)	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Cout (en €)
1	1	1	1	9,74E+04	4,71E+05	1,13E+05	5,70E+05	1,01E+05	4,85E+05
1	1	1	2	1,13E+05	5,71E+05	1,15E+05	5,75E+05	1,14E+05	5,73E+05
1	1	1	3	9,69E+04	4,68E+05	1,10E+05	5,45E+05	1,01E+05	4,80E+05
1	1	2	1	1,17E+05	5,24E+05	1,17E+05	5,24E+05	1,17E+05	5,24E+05
1	1	2	2	1,11E+05	5,09E+05	1,18E+05	5,79E+05	1,14E+05	5,44E+05
1	1	2	3	1,04E+05	5,01E+05	1,11E+05	5,03E+05	1,08E+05	5,02E+05
1	1	3	1	9,77E+04	4,68E+05	1,23E+05	5,43E+05	1,04E+05	4,81E+05
1	1	3	2	1,18E+05	5,00E+05	1,32E+05	5,42E+05	1,23E+05	5,20E+05
1	1	3	3	9,77E+04	4,63E+05	1,18E+05	5,36E+05	1,05E+05	4,76E+05
1	2	1	1	8,62E+04	4,92E+05	1,25E+05	6,85E+05	9,18E+04	5,15E+05
1	2	1	2	9,55E+04	5,36E+05	9,55E+04	5,36E+05	9,55E+04	5,36E+05
1	2	1	3	9,25E+04	4,85E+05	1,14E+05	5,49E+05	9,71E+04	4,95E+05
1	2	2	1	9,43E+04	5,19E+05	1,25E+05	5,60E+05	1,08E+05	5,32E+05
1	2	2	2	9,55E+04	6,79E+05	1,04E+05	7,08E+05	9,96E+04	6,94E+05
1	2	2	3	1,27E+05	5,41E+05	1,28E+05	5,74E+05	1,27E+05	5,58E+05
1	2	3	1	8,75E+04	4,88E+05	1,14E+05	5,60E+05	9,38E+04	4,99E+05
1	2	3	2	1,24E+05	5,77E+05	1,24E+05	5,77E+05	1,24E+05	5,77E+05
1	2	3	3	9,32E+04	4,82E+05	1,21E+05	5,66E+05	9,81E+04	4,96E+05
1	3	1	1	8,66E+04	5,18E+05	9,14E+04	5,31E+05	8,91E+04	5,23E+05
1	3	2	1	8,67E+04	5,78E+05	8,67E+04	5,78E+05	8,67E+04	5,78E+05
1	3	2	3	1,27E+05	5,38E+05	1,27E+05	5,38E+05	1,27E+05	5,38E+05
1	3	3	1	8,64E+04	5,15E+05	1,08E+05	5,96E+05	9,17E+04	5,37E+05
1	3	3	2	8,65E+04	6,04E+05	8,65E+04	6,04E+05	8,65E+04	6,04E+05
1	3	3	3	9,70E+04	5,24E+05	1,41E+05	5,63E+05	1,26E+05	5,49E+05
1	4	2	2	9,18E+04	7,32E+05	9,18E+04	7,32E+05	9,18E+04	7,32E+05
2	1	1	1	9,26E+04	4,99E+05	9,78E+04	5,35E+05	9,52E+04	5,17E+05
2	1	1	2	1,23E+05	5,66E+05	1,25E+05	5,77E+05	1,24E+05	5,73E+05
2	1	1	3	9,59E+04	5,03E+05	1,02E+05	5,48E+05	9,90E+04	5,29E+05
2	1	2	1	1,05E+05	6,33E+05	1,05E+05	6,33E+05	1,05E+05	6,33E+05
2	1	2	2	9,35E+04	5,70E+05	1,06E+05	6,29E+05	9,78E+04	5,89E+05
2	1	2	3	9,33E+04	5,82E+05	9,48E+04	6,00E+05	9,40E+04	5,91E+05
2	1	3	2	1,06E+05	5,19E+05	1,06E+05	5,19E+05	1,06E+05	5,19E+05
2	1	3	3	1,03E+05	5,40E+05	1,19E+05	6,40E+05	1,09E+05	5,74E+05
2	2	1	1	7,78E+04	5,16E+05	1,08E+05	6,08E+05	8,37E+04	5,29E+05
2	2	1	2	8,19E+04	5,41E+05	8,73E+04	6,14E+05	8,45E+04	5,77E+05
2	2	1	3	8,36E+04	5,10E+05	9,48E+04	5,71E+05	8,56E+04	5,18E+05
2	2	2	1	8,92E+04	5,41E+05	9,16E+04	5,68E+05	9,06E+04	5,53E+05
2	2	2	2	8,53E+04	6,14E+05	1,08E+05	6,75E+05	9,29E+04	6,53E+05
2	2	2	3	9,47E+04	6,07E+05	9,47E+04	6,07E+05	9,47E+04	6,07E+05
2	2	3	1	9,54E+04	5,14E+05	1,23E+05	6,04E+05	1,08E+05	5,56E+05
2	2	3	3	1,05E+05	5,07E+05	1,14E+05	5,50E+05	1,09E+05	5,18E+05
2	3	1	1	7,55E+04	5,38E+05	9,61E+04	6,25E+05	8,03E+04	5,51E+05
2	3	1	2	7,35E+04	5,91E+05	7,95E+04	6,32E+05	7,72E+04	6,13E+05
2	3	2	1	8,19E+04	5,88E+05	1,04E+05	7,74E+05	9,37E+04	6,83E+05
2	3	2	2	7,66E+04	6,27E+05	8,97E+04	6,54E+05	8,33E+04	6,41E+05
2	3	3	1	9,22E+04	5,38E+05	9,22E+04	5,38E+05	9,22E+04	5,38E+05
2	3	3	2	1,08E+05	5,99E+05	1,08E+05	5,99E+05	1,08E+05	5,99E+05
2	3	3	3	1,03E+05	5,78E+05	1,11E+05	5,99E+05	1,07E+05	5,88E+05
2	4	1	1	8,91E+04	5,73E+05	9,08E+04	6,33E+05	8,99E+04	6,11E+05
2	4	2	1	9,12E+04	6,60E+05	9,12E+04	6,60E+05	9,12E+04	6,60E+05
2	4	3	1	9,01E+04	5,70E+05	1,13E+05	6,22E+05	1,01E+05	5,96E+05
3	1	1	1	9,31E+04	5,26E+05	1,07E+05	5,90E+05	1,01E+05	5,66E+05
3	1	1	3	8,89E+04	5,62E+05	1,13E+05	7,08E+05	9,64E+04	5,87E+05
3	1	1	4	9,13E+04	5,94E+05	9,13E+04	5,94E+05	9,13E+04	5,94E+05
3	1	2	1	8,26E+04	6,20E+05	8,68E+04	6,39E+05	8,41E+04	6,28E+05
3	1	2	3	8,47E+04	6,04E+05	8,79E+04	6,29E+05	8,62E+04	6,17E+05
3	1	3	3	1,21E+05	5,34E+05	1,21E+05	5,34E+05	1,21E+05	5,34E+05
3	2	1	1	7,28E+04	5,40E+05	1,02E+05	6,61E+05	7,96E+04	5,63E+05
3	2	1	2	7,78E+04	5,65E+05	1,10E+05	7,78E+05	8,69E+04	6,70E+05
3	2	1	3	8,73E+04	5,35E+05	9,08E+04	5,66E+05	8,90E+04	5,51E+05
3	2	2	1	7,97E+04	5,88E+05	1,00E+05	6,08E+05	8,53E+04	6,00E+05
3	2	2	2	7,65E+04	7,05E+05	7,65E+04	7,05E+05	7,65E+04	7,05E+05
3	2	3	3	8,23E+04	6,04E+05	1,17E+05	6,09E+05	9,96E+04	6,07E+05
3	3	1	1	6,76E+04	5,61E+05	9,75E+04	7,59E+05	7,34E+04	5,78E+05
3	3	1	2	6,45E+04	6,00E+05	7,74E+04	7,51E+05	6,95E+04	6,24E+05
3	3	1	3	9,02E+04	5,83E+05	9,02E+04	5,83E+05	9,02E+04	5,83E+05
3	3	2	1	6,43E+04	6,10E+05	8,03E+04	6,40E+05	6,75E+04	6,22E+05
3	3	3	2	6,24E+04	6,10E+05	8,68E+04	6,77E+05	6,49E+04	6,54E+05
3	4	1	1	6,94E+04	5,94E+05	7,27E+04	6,05E+05	7,06E+04	5,99E+05
3	4	1	2	6,31E+04	6,36E+05	1,07E+05	7,15E+05	7,11E+04	6,59E+05
3	4	2	2	6,11E+04	6,75E+05	6,49E+04	7,40E+05	6,27E+04	7,02E+05
4	1	1	1	9,74E+04	5,84E+05	9,92E+04	5,87E+05	9,83E+04	5,86E+05
4	1	1	3	1,07E+05	5,49E+05	1,07E+05	5,49E+05	1,07E+05	5,49E+05
4	2	1	1	8,23E+04	5,67E+05	1,12E+05	7,16E+05	9,37E+04	6,19E+05
4	2	1	2	8,63E+04	5,98E+05	1,08E+05	6,63E+05	9,51E+04	6,31E+05
4	2	1	3	1,04E+05	5,66E+05	1,22E+05	5,88E+05	1,08E+05	5,70E+05
4	3	1	1	7,62E+04	6,19E+05	9,52E+04	7,05E+05	8,23E+04	6,47E+05
4	3	1	2	7,03E+04	6,63E+05	7,23E+04	6,71E+05	7,11E+04	6,67E+05
4	3	1	3	9,80E+04	6,96E+05	9,80E+04	6,96E+05	9,80E+04	6,96E+05
4	3	2	1	8,19E+04	7,17E+05	8,19E+04	7,17E+05	8,19E+04	7,17E+05
4	3	3	1	1,01E+05	6,34E+05	1,01E+05	6,34E+05	1,01E+05	6,34E+05
4	4	1	1	9,25E+04	6,96E+05	1,04E+05	7,23E+05	9,87E+04	7,14E+05

Tableau 27 : Présentation des valeurs minimales, maximales et moyennes obtenues par les solutions intégrant les différentes combinaisons des 4 paramètres testés

	Performances des solutions intégrant ces combinaisons de paramètres					
	Minimum		Maximum		Moyenne	
	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Cout (en €)	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Cout (en €)	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Cout (en €)
Minimum	6,11E+04	4,63E+05	6,49E+04	5,03E+05	6,27E+04	4,76E+05
Maximum	1,27E+05	7,32E+05	1,41E+05	7,78E+05	1,27E+05	7,32E+05
Moyenne	9,14E+04	5,69E+05	1,03E+05	6,16E+05	9,54E+04	5,85E+05

Tableau 28 : Valeurs minimales, maximales et moyennes des 6 dernières colonnes du Tableau 27

Partie 5 : Discussion

Plan de la partie

5.1 Pertinence de la démarche suivi dans ce travail 143
5.2 Pertinence du choix de la méthode d'optimisation 144
5.3 Pertinence de la démarche développée 146
5.4 Capacité de la démarche à fournir de la connaissance 147
5.5 Ecart entre la démarche développée et un outil opérationnel 148

5.1 Pertinence de la démarche suivi dans ce travail

L'objectif de ce travail est de choisir et de tester une métaheuristique sur un problème réaliste de conception afin de s'assurer de sa robustesse et de sa capacité à obtenir des solutions performantes pour les objectifs étudiés.
Cet objectif s'inscrit dans un processus plus large visant à développer une démarche aidant les professionnels à obtenir de la connaissance pour concevoir des solutions performantes pour leurs projets.

Le processus suivi pour développer cette démarche peut être résumé en 3 points :

- Proposition d'une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtiments performants basée sur l'utilisation d'une méthode d'optimisation
- Choix d'une méthode d'optimisation
- Test des performances de la méthode d'optimisation et de la capacité de la démarche à fournir de la connaissance et des pistes de conception

Une démarche d'aide à la connaissance

La complexification de la conception de bâtiment rendant très difficile une conception intuitive et le nombre de solutions possibles étant très important, il est nécessaire de chercher efficacement les solutions de conceptions performantes pouvant répondre aux besoins des concepteurs. Les métaheuristiques sont particulièrement adaptées pour cette tâche et ont donc été retenues.
Afin que le problème traité par la métaheuristique retenue corresponde le plus possible aux projets des concepteurs, il est nécessaire qu'ils définissent eux-mêmes le problème d'optimisation traité.
Cependant, les professionnels n'ayant pas nécessairement de connaissance sur le fonctionnement des métaheuristiques, notamment sur celle qui a été choisie, une couche intermédiaire doit être définie pour leur permettre de définir les problèmes d'optimisation étudiés et les aider à analyser les solutions obtenues.
Par ailleurs, un échange avec des professionnels a mis en exergue l'incapacité de la démarche à générer des solutions respectant toutes les contraintes d'un projet de construction, même si le problème d'optimisation est défini par les concepteurs et que la démarche intègre des règles expertes modélisant les différentes réglementations. En effet, selon eux les contraintes sont tellement importantes et variables, notamment celles liées à l'urbanisme, qu'il est impossible de garantir que les solutions qu'obtiendra la démarche soient des solutions de conception utilisables directement par les professionnels.
La démarche devra donc être une démarche d'aide à la connaissance, et non d'aide à la conception, et doit permettre de fournir de la connaissance sur les possibilités de concevoir des bâtiments performants répondant aux besoins des concepteurs.

La démarche développée permet aux concepteurs de définir eux-mêmes le problème traité par la métaheuristique et accorde une place particulière à la géométrie afin de pouvoir prendre en compte les objectifs non quantifiables qui y sont liés (qualités architecturales), grâce aux choix des concepteurs et au caractère itératif de la démarche.
De plus, la démarche permet d'obtenir de la connaissance comme l'a montré le second cas de test. La démarche retenue est donc pertinente même si des améliorations devront être faite (cf.6.2)

Cette démarche a ensuite été mise en œuvre pour être tester vis-à-vis de 2 objectifs (le coût de construction et les besoins énergétiques). Néanmoins, cette mise en œuvre n'est qu'une application de la démarche, d'autres objectifs et d'autres paramètres peuvent être utilisés dans la démarche, qui est avant tout une proposition de cheminement à suivre pour rechercher des solutions performantes dans le processus de conception de bâtiments.

Une méthode d'optimisation multicritère

Les objectifs d'un problème de conception étant multiple (coût, énergie, impact environnemental, confort thermique, confort acoustique, confort lumineux,…) et pas nécessairement concordants (à l'image du coût et des besoins énergétiques) ni agrégables (ex : les conforts et le coût), il était nécessaire de recourir à une méthode d'optimisation multicritère et non pas à des méthodes ramenant ce problème d'optimisation multicritère à un ou plusieurs problèmes d'optimisation monocritères.
Le choix d'une méthode d'optimisation multicritère est donc pertinent pour rechercher des solutions performantes pour la conception de bâtiments.

5.2 Pertinence du choix de la méthode d'optimisation

L'objectif du choix d'une méthode d'optimisation était de parcourir efficacement l'espace des solutions à la recherche de solutions performantes.
Ce choix étant appliqué à la problématique de conception de bâtiment, certaines contraintes issues de ce domaine ont rejailli sur le choix de la méthode comme la nécessité d'utiliser des logiciels de simulation thermique dynamique si l'on souhaite évaluer les besoins énergétiques d'un bâtiment avec une précision suffisante. Au vu du temps limité de ce travail, il a été décidé de ne pas créer de nouvelle méthode d'optimisation.

Pourquoi avoir choisi un algorithme génétique ?

Ce travail visant à fournir de la connaissance aux concepteurs ne pouvait pas s'appuyer que sur une seule solution, il était donc nécessaire que la méthode choisie permettent de travailler avec plusieurs solutions. Par ailleurs, un problème de conception de bâtiment impliquant différents objectifs non agrégables et ne pouvant être traités séparément, la méthode d'optimisation retenue devait pouvoir fonctionner avec plusieurs objectifs. Un problème de conception impliquant des contraintes, la méthode choisie devait pouvoir les intégrer.
Les algorithmes génétiques répondaient à ces caractéristiques et ont prouvés leur capacité à répondre à des problèmes similaires à ceux que la démarche aura à traiter, pour ces raisons ils ont été choisis. Parmi les algorithmes génétiques, l'algorithme semblant le plus performant à l'issu de l'état de l'art, a été retenu (le NSGA-II).

Une méthode d'optimisation performante sur les 2 cas de test

La méthode d'optimisation retenue a montré sur le premier cas de test qu'elle est performante en obtenant un nombre important de solutions optimales et en obtenant des solutions proches des solutions optimales qu'elle n'a pas réussi à obtenir. De plus, la méthode est rapide puisque le nombre de solutions qui ont été testées est très faible rapporté à la taille de l'espace des solutions possibles. Pour ce même cas de test, l'algorithme retenu a également montré qu'il était robuste en obtenant des populations de solutions proches pour trois applications de la méthode répondant à un même problème.

Ces résultats encourageant sur un cas de test simple devaient être confirmé sur un cas plus complexe. Pour cette raison, un deuxième cas de test plus proches des problèmes que les professionnels ont à traiter a été utilisé.
Sur ce nouveau cas de test la méthode a montré qu'elle était efficace en testant peu de solutions pour obtenir des solutions performantes.
La méthode est également robuste dans le domaine des objectifs selon le test effectué avec la méthode de Mann-Whitney sur les solutions obtenues par trois applications de la démarche répondant à un même problème. De plus, la diversité des solutions performantes obtenues offre une multitude de compromis entre les deux autres objectifs et en termes de combinaisons de valeurs de paramètres possibles.
Cependant lorsque l'on compare les solutions obtenues par ces trois applications dans le domaine des paramètres, des différences apparaissent pour certains paramètres. Ceci signifie tout d'abord qu'il existe des solutions proches en termes d'objectifs mais différentes en termes de paramètres dans le problème traité (et peut être dans les problèmes de conception de bâtiment en général). Cela signifie également que la démarche pourrait fournir des populations de solutions partiellement différentes à plusieurs concepteurs travaillant sur un même problème. Il pourrait donc exister une part d'aléatoire dans la connaissance que la démarche fournira aux concepteurs.
Outre ce problème de robustesse de la démarche dans le domaine des paramètres, la sensibilité de la méthode d'optimisation à son paramétrage n'a pas pu être exclue. Cela signifie qu'un utilisateur de la démarche pourrait remettre en cause l'efficacité et la rapidité de la méthode d'optimisation dans la recherche de solution. Ce point ne remet pas en cause le choix de la méthode d'optimisation mais nécessite d'être traité. Il sera discuté ultérieurement dans cette partie discussion (cf. §5.5 et §6.2).

Comment obtenir des solutions proches selon les objectifs et les paramètres ?

Cette caractéristique des problèmes que la démarche aura à traiter n'était pas connue lors du choix de la méthode. Il est donc intéressant de connaitre les contraintes que cette caractéristique impose sur le fonctionnement de la méthode pour savoir s'il eut été possible de choisir une méthode d'optimisation plus adaptée aux problèmes.
La méthode d'optimisation travaillant sur les objectifs et n'utilisant les paramètres que comme un moyen de définir les solutions, elle ne peut garantir que plusieurs applications de la méthode obtiennent des solutions identiques, à la fois pour les objectifs et les paramètres, pour le type de problème étudié, qu'à la condition que ces applications parcourent l'espace des solutions possibles de manière identique.

Or la méthode étant stochastique, par essence son parcours de l'espace des solutions possibles est basé sur l'aléatoire et il n'est donc pas possible de garantir que deux applications de la méthode répondant à un même problème parcourront l'espace des solutions possibles selon le même chemin. Ce constat signifie donc que pour qu'une méthode d'optimisation stochastique soit adaptée au type de problèmes traités dans ce travail, elle doit avoir une robustesse lui permettant d'obtenir des solutions proches en termes d'objectifs et de paramètres pour plusieurs optimisations répondant à un même problème.

Or les deux autres types de méthodes, au sens de Goldberg, ne sont pas non plus adaptés au type de problèmes traités dans ce travail.
En effet, les méthodes énumératives visant à évaluer toutes les solutions pour retenir les meilleures ne peuvent clairement pas être retenues étant donné la taille de l'espace des solutions possibles ($2{,}8\ 10^{11}$ pour le cas de test réaliste soit environ un million d'année de simulation sur un ordinateur actuel).
Pour les méthodes déterministes, selon Wetter, il existe un risque de discontinuité dans les dérivés par rapport aux paramètres avec les logiciels de simulation thermique dynamique (STD).

Au vu des informations disponibles au moment du choix de la méthode, le choix d'un algorithme génétique était donc pertinent. Cependant, des pistes seront proposées pour essayer d'obtenir une méthode d'optimisation pouvant être robuste dans le domaine des paramètres et dans le domaine des objectifs.

5.3 Pertinence de la démarche développée

Ce travail a nécessité le développement d'une démarche permettant de faire la liaison entre les concepteurs et la méthode d'optimisation pour qu'ils obtiennent de la connaissance sur les manières de concevoir des solutions performantes pour leurs projets.
La démarche fournie vise à répondre à ce problème en recherchant des solutions performantes adaptées aux problèmes des concepteurs puis en les analysants pour fournir de la connaissance aux concepteurs. La pertinence de ce choix sera discutée dans la suite.

Ce chapitre va aborder l'apport de la démarche dans l'obtention de solutions adaptées aux problèmes des concepteurs. Les solutions obtenues étant performantes du fait de l'usage d'une méthode d'optimisation dont la pertinence a été discutée précédemment.

Au sein de la démarche chaque problème d'optimisation est défini par les concepteurs, qui choisissent les géométries testées, les paramètres et les valeurs de paramètres optimisés, les valeurs des variables non optimisées. Ils peuvent également inclure ou exclure des combinaisons de valeurs de paramètres du problème d'optimisation.
Cette définition des problèmes d'optimisation leur permet donc d'intégrer dans la démarche la plupart de leurs aspirations et des contraintes de leurs projets, pour obtenir des solutions adaptées à leurs projets. Néanmoins, cette démarche reste une démarche d'aide à la connaissance, et non d'aide à la conception car les

solutions obtenues ne respectent à priori pas les différentes réglementations, à moins que les concepteurs aient choisis les valeurs de paramètres possibles de manière à les respecter.

De plus, la structure de la démarche s'appuie sur deux étapes dont une première destinée plus spécifiquement à choisir une ou des géométries de bâtiments qui seront utilisées dans la suite de la démarche. Cette première étape permet aux concepteurs d'évaluer dans un premier temps les performances de plusieurs géométries de bâtiments. Les géométries étudiées par la démarche peuvent être générées automatiquement et/ou définies par l'utilisateur. La démarche permet donc aux concepteurs d'évaluer différentes géométries tout en utilisant les valeurs de paramètres qu'ils pensent employer pour leurs projets.

En outre, la démarche est itérative et permet donc aux architectes de proposer des géométries et de les améliorer au fur et à mesure des itérations par la connaissance qu'ils acquièrent.
La démarche permet donc aux architectes de connaitre l'impact de leurs choix sur les objectifs quantifiables pris en compte dans la démarche et ainsi les aident à concevoir des architectures performantes vis-à-vis des objectifs quantifiables (énergie, coût, confort,…) et non quantifiables (qualités architecturales) de leurs projets. Les architectes permettent ainsi à la démarche d'intégrer en partie les objectifs non quantifiables.

Le caractère itératif de la démarche permet également aux concepteurs de raffiner progressivement les valeurs de paramètres étudiées dans la démarche et ainsi d'améliorer la connaissance qu'elle leur fournit pour concevoir leurs projets, en rapprochant les solutions étudiées des questions de conception qu'ils se posent.

5.4 Capacité de la démarche à fournir de la connaissance

L'objectif de ce travail est de choisir et de tester une métaheuristique sur un problème réaliste de conception afin de s'assurer de sa robustesse et de sa capacité à obtenir des solutions performantes pour les objectifs étudiés. In fine, l'usage de cette méthode d'optimisation doit permettre de fournir de la connaissance aux concepteurs pour les aider à créer des projets performants.

Si l'on souhaite analyser la connaissance apportée par la démarche développée, il est utile de définir la connaissance que souhaite obtenir les concepteurs. Les concepteurs souhaitent connaître les paramètres et combinaisons de paramètres influents sur les objectifs étudiés ainsi qu'éventuellement les plages de valeurs d'objectifs pour lesquelles ces paramètres et combinaisons influent sur les solutions performantes, si certains paramètres ou combinaisons de paramètres ne sont pas influent dans tous l'espace des objectifs. Une fois connues les paramètres devant retenir leur attention pour atteindre leurs buts sur les objectifs étudiés, les concepteurs souhaitent obtenir les valeurs de paramètres et combinaisons de valeurs permettant d'obtenir des solutions performantes.

Le test de la démarche sur le cas réaliste a montré que l'analyse des solutions obtenues permettait de dégager des valeurs de paramètres ou des tendances pour

certains paramètres à avoir des valeurs plutôt fortes ou plutôt faibles. Ces informations sont importantes pour concevoir un bâtiment performant. Cependant, les concepteurs ont besoin de connaitre l'influence des différents paramètres pour savoir quels paramètres ils doivent fixer en priorité et ceux pour lesquels ils ont une certaine latitude.

Un découpage des solutions obtenues en plusieurs sous-ensembles en fonction de leurs performances a permis d'isoler des valeurs permettant d'obtenir des solutions performantes pour certains sous-ensembles et certains paramètres parmi ceux n'affichant pas de tendances globales. Ce point est important et montre que les combinaisons permettant d'obtenir des solutions performantes peuvent évoluer selon les performances souhaitées pour les différents objectifs (un objectif favorisé par rapport aux autres ou recherche d'un compromis entre plusieurs objectifs).

Quelles informations la démarche fournit-elle sur l'influence des paramètres ?

Pour mesurer l'influence des paramètres, il est possible de procéder à des analyses de sensibilité ou des analyses de variances mais dans ce travail l'objectif est dans un premier temps de se baser sur l'analyse des solutions testées par la démarche.
Pour analyser l'influence des différents paramètres à partir des solutions testées, la démarche doit disposer de solutions performantes et de solutions moins performantes ou de « mauvaises solutions » afin de pouvoir comparer ces solutions et isoler les différences pour connaitre les paramètres qui influent sur les objectifs.

Malheureusement les solutions testées par la démarche sont choisies dans le but d'être performantes et la méthode d'optimisation choisie est efficace en obtenant rapidement des solutions performantes qu'elle affine ensuite. L'évaluation de l'influence des différents paramètres pourraient donc être compromise par le faible nombre de solutions non performantes testées.

De plus, les problèmes de conception de bâtiment sont réputés receler des interactions entre les paramètres et donc nécessiter un plus grand nombre de solutions afin d'évaluer l'influence des combinaisons des paramètres.
Une analyse de l'impact de quatre paramètres à partir des solutions testées pour le cas de test réaliste a été effectuée dans la partie précédente. L'issue de cette analyse est que les solutions obtenues ne sont pas assez nombreuses et assez réparties entre les différentes combinaisons possibles pour pouvoir évaluer l'influence des quatre paramètres retenues.

La démarche obtient pour certains paramètres des valeurs de paramètres ou des tendances permettant de concevoir des solutions performantes. Ce premier pas doit être complété par une connaissance de l'influence des différents paramètres, pour pleinement aider les concepteurs à trouver des solutions performantes répondant à leurs projets. Des propositions seront faites dans la partie suivante, pour pouvoir évaluer l'impact des différents paramètres.

5.5 Ecart entre la démarche développée et un outil opérationnel

L'objectif de ce travail n'était pas de développer un outil opérationnel néanmoins ce travail s'inscrit dans une suite de travaux qui pourrait mener à un outil

opérationnel. Il est donc important de faire un point sur les étapes à parcourir avant d'obtenir un outil opérationnel.
Dans cette perspective de progression vers un outil opérationnel, la méthode d'optimisation devait être testée au plus proche de son cadre futur d'utilisation. Pour cela, un échange avec des professionnels a eu lieu très tôt dans ce travail pour connaître leurs intérêts pour le type de démarche qui y est développée et sur leurs recommandations pour que cette démarche soit adaptée à leurs contraintes.

La démarche se voulant comme une liaison entre les concepteurs et la méthode d'optimisation, celle-ci a été fortement influencée par cet échange. Cette influence se ressent très fortement dans la structuration de la démarche.
L'impossibilité pour une méthode de création automatique de solutions de conception d'intégrer toutes les contraintes liées à un problème de conception a abouti à orienter la démarche vers l'aide à la connaissance plutôt que vers l'aide à la conception et sur la nécessité que la méthode d'optimisation fournisse plusieurs solutions. En effet, le résultat fourni par la démarche ne pouvait être une solution ne respectant pas les contraintes du projet étudié.
Le caractère particulier de la géométrie a ainsi amené la démarche à être structurée en deux étapes afin de respecter le travail de l'architecte qui définit des concepts architecturaux en amont du reste de la conception, tout en lui apportant une connaissance sur l'impact de ces choix sur les objectifs quantifiables de son projet de bâtiment, qu'il n'a pas actuellement.
Afin de mieux intégrer les contraintes propres à chaque projet, les différents problèmes d'optimisation étudiés dans la démarche sont définis par les concepteurs. Cela permet de ne pas prendre en compte certaines valeurs de paramètres ou combinaisons de valeurs de paramètres que les concepteurs ne souhaitent pas voir étudiés car elles ne sont pas réalistes ou adaptées au projet étudié.

Bien que cet échange avec les professionnels aient permis d'inscrire la démarche dans un processus visant à aboutir à un outil opérationnel. Le chemin vers celui-ci est encore long et des points doivent encore être améliorés.

Un point à améliorer a déjà été abordés, il s'agit de la robustesse de la méthode d'optimisation dans le domaine des paramètres qui amène de l'aléatoire dans la connaissance fournie aux concepteurs. Malheureusement, ce point pourrait être complexe à résoudre car ils nécessitent soit une grande robustesse des méthodes d'optimisations soit une grande précision de méthode qui à priori ne seraient pas très précise pour ce type de problème.

L'analyse des solutions testées doit également être améliorée pour pouvoir en extraire les paramètres influents sur les différents objectifs étudiés et par la suite des pistes de conception permettant d'aider les concepteurs à proposer des solutions performantes pour les projets qu'ils traitent.

La première étape de la démarche n'a pas été testée dans ce travail. Lorsque les problèmes d'aide à la connaissance et de robustesse de la méthode d'optimisation dans le domaine des paramètres auront été résolus, le test de cette partie par des architectes pourrait permettre de l'évaluer puis le cas échéant de l'enrichir et de mieux l'adapter à leurs besoins.

Le but de la démarche est de permettre aux concepteurs d'utiliser la méthode d'optimisation choisie sans en connaître le fonctionnement. La démarche réussit globalement à atteindre son but sur ce point. Cependant, le paramétrage de l'algorithme ne dispose pas encore de méthodes de définition automatique ou d'aide à sa définition alors même qu'il pourrait influer sur les résultats fournis par la démarche comme l'a illustré le test de la démarche sur le cas réaliste.

La mise en œuvre de la démarche n'intègre actuellement que deux objectifs.
Un outil opérationnel doit permettre d'intégrer plus d'objectifs afin de prendre en compte les contraintes d'un maximum de domaines intervenant dans la conception d'un bâtiment et ainsi d'améliorer la prise en compte par chaque intervenant des problématiques des autres intervenants d'un projet de conception. Cela pourrait permettre à chacun d'avoir plus de marge de manœuvre pour résoudre ces problématiques.
A titre d'exemple, les objectifs que pourraient intégrer la démarche sont le confort acoustique, la résistance de la structure du bâtiment, la résistance aux incendies, les performances environnementales…

Bien qu'un outil opérationnel découlant de la démarche ne puisse intégrer toutes les réglementations, il serait intéressant qu'il intègre des règles expertes ou des modèles d'évaluation permettant d'exclure les solutions ne respectant pas les différentes réglementations afin que les solutions fournies par la méthode d'optimisation et la connaissance qui en est extraite soient le plus proches possibles de solutions de conception. Ces règles renforceraient ainsi l'intérêt de travailler avec des solutions performantes pour fournir de la connaissance aux concepteurs.

Partie 6 : Conclusion

Plan de la partie

6.1 Résultats 152
6.2 Perspectives 153

L'objectif de ce travail est de choisir et de tester une métaheuristique sur un problème réaliste de conception afin de s'assurer de sa capacité à obtenir des solutions aux performances équivalentes pour les objectifs étudiés pour plusieurs itérations de ce problème.

6.1 Résultats

Un état de l'art des métaheuristiques et de leur utilisation sur des problèmes de conception de bâtiments a amené ce travail à se baser sur la classification des métaheuristiques définie par Goldberg [30]. L'utilisation de ce classement et l'analyse de l'état de l'art ont orienté ce travail vers les méthodes stochastiques et plus précisément vers un algorithme génétique (le NSGA-II).
Afin de s'assurer de la robustesse de cet algorithme (capacité à obtenir des solutions proches dans les domaines des objectifs et des paramètres), deux cas de test de complexités différentes ont été définis. Le premier cas de test relativement simple a permis de s'assurer du bon fonctionnement des outils de test choisis ainsi que de la robustesse de la méthode d'optimisation choisie pour ce cas de test simple.
Le deuxième cas de test, plus complexe, visait à se rapprocher d'un cas réel tout en étant plus simple qu'un cas réel. Ce cas de test a permis de constater que la démarche était robuste dans l'espace des objectifs selon le test de Mann-Whitney (test de comparaison statistique de deux populations de solutions). Cependant, bien que les populations de solutions soient proches dans le domaine des objectifs, des différences apparaissent entre les valeurs de paramètres obtenues par ces différentes populations. Ce cas de test a donc montré que les problèmes de conception de bâtiment pouvaient engendrer des solutions performantes et proches selon les deux objectifs choisis dans la mise en œuvre de la démarche (besoins énergétiques et coût) mais différentes en termes de conception. La méthode d'optimisation retenue, bien que robuste, ne semble pas assez robuste pour ce type de problème.

L'algorithme génétique retenu nécessite la définition de quatre valeurs pour fonctionner : taille de la population, probabilité de croisement, probabilité de mutation et un critère d'arrêt (un nombre de générations pour l'outil utilisé dans ce travail). Ces quatre valeurs sont appelées paramétrage de l'algorithme.
Le paramétrage de l'algorithme utilisé dans le premier problème se basait sur la faible littérature disponible concernant la définition de ce paramétrage pour le type de problème étudié.
Le manque de robustesse dans le domaine des paramètres obtenu pour ce paramétrage pourrait donc être dû à un mauvais paramétrage de l'algorithme et notamment à une convergence incomplète des populations de solutions vers les solutions optimales. Pour tester cette possibilité, une étude de sensibilité au paramétrage de l'algorithme des solutions obtenues par la méthode a été effectuée. Cette étude a montré que les différents paramétrages testés n'était pas meilleurs que celui choisi, à la fois en termes de convergence et d'étendue du front de solutions obtenues.
En outre cette étude a permis de montrer que la méthode d'optimisation n'était pas sensible à la taille de population et au nombre de génération, selon le test de

Mann Whitney et pour ce cas de test. Cependant, la sensibilité aux deux probabilités ne peut pas être exclue.

L'objectif initial était de s'assurer de la robustesse d'une méthode d'optimisation pour s'assurer que les solutions fournies aux concepteurs varieraient peu et ne seraient donc pas définies de manière aléatoire. Cependant, au cours de ce travail, il est apparu que les solutions obtenues pourraient être irréalistes et donc inutilisables pour les concepteurs. A partir de ce constat, un objectif d'extraction de connaissance des solutions a été intégré au travail. La démarche développée dans ce travail devait pouvoir fournir de la connaissance aux concepteurs sous forme de valeurs de paramètres performantes, de combinaisons de ces valeurs ou de paramètres (ou de combinaisons de paramètres) influents.
Le test de la démarche a montré que la méthode permettait d'obtenir un nombre important de solutions performantes en testant peu de solutions différentes, ce qui devrait conduire à une diminution importante du temps d'optimisation en simulant une seule fois chaque solution. De plus, pour ce cas de test, la démarche a obtenu pour certains paramètres des valeurs ou des tendances permettant d'obtenir des solutions performantes. Une division de l'ensemble des solutions obtenues en plusieurs sous-ensembles a également permis d'obtenir, pour d'autres paramètres, des valeurs permettant d'obtenir des solutions performantes pour certains compromis entre les deux objectifs choisis.
Cependant, les valeurs et tendances obtenues par la démarche pour certains des paramètres ne permettent pas de garantir l'obtention de solutions performantes. De plus, le nombre de solutions testées étant faible, il n'a pas été possible d'évaluer l'impact des différents paramètres sur les solutions.

6.2 Perspectives

Le test de la démarche a montré deux limites du travail effectué : le manque de robustesse des solutions obtenues par la méthode d'optimisation dans le domaine des paramètres et la difficulté à extraire de la connaissance des solutions obtenues.

Robustesse dans le domaine des paramètres

Une méthode d'optimisation se base sur le domaine des objectifs pour rechercher des solutions performantes et n'utilise le domaine des paramètres que pour construire les solutions testées. Or, pour le problème rencontré dans ce mémoire, il existe des solutions proches dans le domaine des objectifs mais différentes dans le domaine des paramètres.
Il existe donc, à priori, deux pistes pour qu'une méthode d'optimisation puisse être robuste à la fois dans le domaine des objectifs et dans le domaine des paramètres pour ce type de problème:

- qu'elle ait une plus grande robustesse que la méthode utilisée dans ce travail, pour obtenir des solutions plus proches, sous réserve que la robustesse de la méthode soit suffisante pour faire la différence entre des solutions de conception différentes dans le domaine des paramètres mais proches dans celui des objectifs
- qu'elle parcourt de manière identique l'espace des solutions possibles pour plusieurs applications répondant à un même problème

La première piste passe par le test d'autres méthodes d'optimisation sur le problème réaliste présenté dans ce mémoire pour évaluer leur robustesse et leur capacité à répondre à ce problème. Le travail de Wetter semble indiquer que les méthodes déterministes ne sont pas à privilégier (risque de discontinuités des dérivés des fonctions objectifs par rapport aux paramètres dans le cas de l'utilisation de logiciel de STD) et oriente ce test vers le couplage de méthode stochastique et déterministe. Ce type de méthode est peu présent dans la littérature et ces méthodes devront peut-être être créées. Wetter recommande d'utiliser la méthode stochastique pour « repérer » les zones de l'espace des solutions qui contiennent des solutions performantes puis d'utiliser les méthodes déterministes comme des méthodes de recherche locale (à l'image du fonctionnement de la méthode de recherche tabou). Ce fonctionnement permet de limiter le risque d'obtenir des discontinuités des dérivés par rapport aux paramètres et d'augmenter l'efficacité de la recherche au sein des zones contenant des solutions performantes. Wetter a obtenu de bon résultat avec le couplage d'un algorithme d'optimisation par essaim et de la méthode Hooke-Jeeves.
D'autres méthodes stochastiques que l'algorithme génétique, utilisé dans ce travail, pourront également être testées.

Aide à la connaissance

La démarche développée dans ce travail a été conçue pour rechercher des solutions performantes puis extraire de celles-ci, et éventuellement de l'ensemble des solutions testées, de la connaissance pouvant aider les concepteurs dans leurs travaux (combinaisons de paramètres performantes, valeurs de paramètres performantes, paramètres influents,…).
La méthode d'optimisation choisie a permis d'obtenir des solutions performantes et d'en extraire, pour certains paramètres, des valeurs de paramètres permettant d'obtenir des solutions performantes. Cependant, l'utilisation des valeurs de paramètres performantes ne garantit pas l'obtention de solutions performantes (bien qu'elle concerne 65% des paramètres) et la démarche ne peut pas fournir d'informations sur l'impact des différents paramètres à cause de l'efficacité de la méthode (trop peu de solutions testées).
Une piste d'amélioration possible semblent donc d'ajouter à la démarche actuelle une méthode permettant d'évaluer l'impact des différents paramètres et de leurs interactions.

Les plans d'expériences et notamment les plans factoriels sont une piste pour évaluer l'impact des différents paramètres et de leurs interactions. Cependant, elle nécessite de définir à priori un modèle liant les différents paramètres et leurs interactions aux objectifs. Ce qui est gênant pour ce type de problème et un objectif comme les besoins énergétiques dont on ne connait pas de forme analytique. De plus, le nombre de simulation nécessaire pour un modèle complet peut nécessiter un temps de calcul très important (environ 7 million de simulations pour le cas de test réaliste et un modèle linéaire soit environ 26 ans de simulation sur un ordinateur actuel).
Cette méthode nécessite donc le recours à un plan d'expérience partiel pour travailler en un temps plus en accord avec le processus de conception. Cependant,

les conditions d'applications des plans partiels (cf. [92]) pourraient être un frein à leur utilisation.

Une autre piste pour étudier l'impact des différents paramètres est l'analyse de variance (ou ANOVA). L'analyse de variance évalue l'impact des différents paramètres et de leurs interactions sans définir de modèle à priori. Elle peut expliquer l'impact des paramètres et de leurs interactions sur plusieurs objectifs simultanément (MANOVA).
Cependant, cette méthode nécessite un nombre important de simulation pour évaluer l'impact d'un paramètre ou d'une interaction.
Pour remédier à ce problème, il est possible d'évaluer l'impact de la composante principale des paramètres (impact du paramètre sans prise en compte de ces interactions) et leur impact global (impact du paramètre seul et des interactions de ce paramètre avec les autres), cela permet de connaitre l'importance des interactions. Néanmoins, le nombre important de paramètres utilisés par la méthode empêchera de connaitre les interactions ayant un impact sur les objectifs étudiés.
A titre d'exemple, Varet [92] affirme que le nombre de simulations nécessaires à l'évaluation de l'impact de la composante principale des paramètres (impact du paramètre sans prise en compte de ces interactions) et de l'impact global des paramètres est au minimum de 65 fois le nombre de paramètres, soit pour le cas de test réaliste 1300 simulations. Ce nombre de simulation peut paraître limité mais ne permet que de connaitre l'impact des paramètres pris séparément et l'impact de l'ensemble des interactions liées à chaque paramètre mais sans connaitre les paramètres interagissant entre eux. A titre de comparaisons, pour un nombre de simulations égales, il est possible d'obtenir l'impact des paramètres et des interactions jusqu'à l'ordre 3 (interactions de trois paramètres) avec un plan factoriel et un modèle linéaire.

Les plans d'expériences sont plus intéressants que l'ANOVA mais leurs conditions d'utilisation pourraient empêcher leur usage.

Vers une intégration de la démarche dans un outil

La première partie de la démarche n'a pas été testée dans ce travail, elle devra donc l'être une fois que la robustesse de la méthode d'optimisation aura été obtenue et que la démarche réussira à extraire de la connaissance des solutions obtenues. Ce test permettra de s'assurer du bon fonctionnement de la méthode d'optimisation sur cette partie ainsi que de la capacité de la démarche à aider les architectes à concevoir des géométries performantes en leur permettant d'évaluer l'impact de leurs choix sur les objectifs quantitatifs pris en compte dans la démarche. Il permettra également d'évaluer l'aide que la démarche leur fournit pour obtenir des géométries performantes vis-à-vis de ces objectifs.

La robustesse de la démarche est un problème qui doit être traité et pourrait amener à changer la méthode d'optimisation utilisée dans la démarche. Quelque soit la méthode d'optimisation finalement utilisée dans la démarche, il est important de garder à l'esprit que les utilisateurs finaux de la démarche ne connaitront pas ou peu son fonctionnement et donc qu'il sera nécessaire de les aider à définir le paramétrage de la méthode, si celle-ci en utilise un. Idéalement,

cette aide pourra se faire à l'aide d'algorithme fournissant automatiquement un paramétrage en fonction du problème définit par les concepteurs. A défaut, la démarche devra, à minima, proposer des recommandations pour aider les concepteurs à paramétrer la méthode d'optimisation. Ces paramétrages dépendent généralement du type de problème à traiter et par conséquent la littérature n'est pas très fournie sur le sujet. Des tests sur des problèmes de conception de bâtiments devront donc probablement être menés pour pouvoir définir ces recommandations ou ces algorithmes.
Une dernière piste possible est l'optimisation de ce paramétrage au sein même de l'optimisation.

L'intégration de la démarche dans un outil nécessitera de prendre en compte plus d'objectifs que ceux pris en compte dans la mise en œuvre de la démarche présentée dans ce mémoire.
Cette augmentation du nombre d'objectif engendre un accroissement de la dimension de l'espace d'évaluation des solutions et complexifie l'obtention de solutions performantes. Cette augmentation nécessitera donc de vérifier l'efficacité de la méthode retenue ainsi que l'efficacité de l'aide au paramétrage de l'algorithme.
Cette augmentation du nombre d'objectifs devrait probablement conduire à une augmentation de la taille de populations utilisée par la méthode et du nombre de solutions testées ainsi que du nombre de solutions obtenues par la méthode. Ces augmentations du nombre d'objectifs et du nombre de solutions testées devraient aboutir à une hausse du temps de calcul. Cette hausse devra être maitrisée pour que la durée d'une itération de l'outil soit en accord avec la durée du processus de conception.
Cette augmentation du nombre de solutions obtenues pourrait faciliter l'analyse de l'impact des différents paramètres grâce au test d'un plus grand nombre de solutions à condition que celles-ci soit suffisamment indépendantes.
Cependant, l'augmentation du nombre d'objectifs et les antagonismes pouvant exister entre eux pourraient au contraire complexifier l'obtention de valeurs de paramètres (ou de tendances) permettant d'obtenir des solutions performantes, ce qui nécessiterait de rechercher ces valeurs parmi des sous-ensembles des solutions obtenues ou en regroupant les objectifs en sous-groupe et en ne prenant en compte que les solutions performantes pour chaque sous-groupe.

La démarche n'est, selon les concepteurs, pas capable d'intégrer toutes les réglementations. Néanmoins, plus les solutions obtenues par la méthode sont proches de solutions réelles plus celles-ci permettent de fournir de la connaissance proche des solutions réelles et plus il est simple d'obtenir des solutions réelles à partir des solutions obtenues par la méthode en modifiant certains paramètres. Cela signifie qu'il pourrait être intéressant qu'un outil intégrant la démarche intègre les réglementations soit à l'aide de règles expertes lors de la définition du problème pour supprimer les combinaisons de paramètres ne respectant pas les réglementations implémentées soit en intégrant directement la réglementation et en infligeant des pénalités aux solutions ne respectant pas les réglementations implémentées.
La faisabilité des règles expertes devra être étudiée pour chaque réglementation car il n'est pas sûr que l'ensemble des réglementations puissent être modélisées sous la forme de règles expertes. De plus, la mise au point de ces règles expertes

pourraient s’avérer complexe. Un échange avec des concepteurs permettraient de savoir ce qu’ils attendent de la mise en place de telles règles et donc de l’effort à consacrer sur ce point.

Bibliographie

1. MEDDE, *Chiffres clés de l'énergie - Edition 2012* - 2012: Paris. p. 40 p.
2. Depecker, P., et al., *Design of buildings shape and energetic consumption.* Building and Environment, 2001. **36**(5): p. 627-635.
3. Pessenlehner, W. and A. Mahdavi, *Building morphology, transparency, and energy performance*, in *8th international IBPSA conference*2003: Eindhoven, Netherlands. p. 1025-1032.
4. Gero, J.S., *Towards a model of exploration in computer-aided design*, in *Proceedings of the IFIP TC5/WG5.2 Workshop on Formal Design Methods for CAD*1994, Elsevier Science Inc. p. 315-336.
5. Caldas, L.G., *An Evolution-Based Generative Design System : Using Adaptation to Shape Architectural Form*, 2001, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, USA. p. 299.
6. York, D. and C.Capiello, *DOE-2*, 1981, Lawrence Berkeley National Laboratory: Berkeley.
7. Bouchlaghem, N., *Optimising the design of building envelopes for thermal performance*. Automation in Construction, 2000. **10**(1): p. 101-112.
8. CIBSE, *Summertime Temperatures in Buildings,*, in *CIBSE, Vol. A, GuideA8*1986, The Chartered Institute of Building Services: London.
9. Khajehpour, S., *Optimal Conceptual Design of High Rise Office Buildings.* 2001: UMI.
10. Wang, W., H. Rivard, and R. Zmeureanu, *Floor shape optimization for green building design.* Advanced Engineering Informatics, 2006. **20**(4): p. 363-378.
11. Szargut, J., *Exergy analysis of thermal, chemical, and metallurgical processes / Jan Szargut, David R. Morris, Frank R. Steward*, ed. D.R. Morris and F.R. Steward. 1988, New York :: Hemisphere.
12. Christensen, C., et al., *BEopt software for building energy optimization : features and capabilities.* NREL/TP ; 550-39929, ed. C. Christensen and L. National Renewable Energy. 2006, Golden, Colo. :: National Renewable Energy Laboratory.
13. Caldas, L., *Generation of energy-efficient architecture solutions applying GENE_ARCH: An evolution-based generative design system.* Advanced Engineering Informatics, 2008. **22**(1): p. 59-70.
14. Wetter, M. and J. Wright, *A comparison of deterministic and probabilistic optimization algorithms for nonsmooth simulation-based optimization.* Building and Environment, 2004. **39**(8): p. 989-999.
15. Wetter, M. and E. Polak, *Building design optimization using a convergent pattern search algorithm with adaptive precision simulations.* Energy and Buildings, 2005. **37**(6): p. 603-612.
16. Wetter, M., *Simulation-Based Building Energy Optimization*, 2004, University of California, Berkeley, USA: Berkeley. p. 328.
17. Crawley, D.B., et al., *EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program.* Energy and Buildings, 2001. **33**(4): p. 319-331.
18. Magnier, L., *Multiobjective Optimization of Building Design Using Artificial Neural Network and Multiobjective Evolutionary Algorithms*, 2008, Department of Building, Civil and Environmental Engineering, Concordia University: Montréal, Québec, Canada.
19. Magnier, L. and F. Haghighat, *Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and Artificial Neural Network.* Building and Environment, 2010. **45**(3): p. 739-746.

20. Fanger, P.O., *Thermal comfort*. 1970, Copenhagen, Denmark: Danish Technical Press.
21. Duffy, M., et al. *Trnsys – features and functionalitity for building simulation 2009 conference*. in *11th International IBPSA Conference*. 2009. Glasgow, Scotland.
22. Deb, K., *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. 2001, Chichester (UK): Wiley. 518.
23. Pernodet-Chantrelle, F., *Méthode d'optimisation multicritère de scénarios de réhabilitation de bâtiments tertiaires. Application à l'évaluation de dispositifs de rafraîchissement hybride.*, 2010, Ecole Nationale des Travaux Publics de l'Etat, Lyon, France: Lyon. p. 310.
24. Pernodet Chantrelle, F., et al., *Development of a multicriteria tool for optimizing the renovation of buildings*. Applied Energy, 2011. **88**(4): p. 1386-1394.
25. Ochoa, C.E. and I.G. Capeluto, *Advice tool for early design stages of intelligent facades based on energy and visual comfort approach*.Energy and Buildings, 2009. **41**(5): p. 480-488.
26. Guiavarch, A., et al., *Développement d'un progiciel d'aide à la conception intégrée des bâtiments.*, in *IBPSA France 2010*2010: Moret-sur-Loing (France).
27. ArchiWizard, *ArchiWizard*, HPC-SA, TBC.
28. Barichard, V., *Approches hybrides pour les problèmes multiobjectifs*, 2003, Université d'Angers (France): Angers. p. 162.
29. Pareto, V., *Cours d'économie politique*. Vol. 1 et 2. 1896, Lausanne: F. Rouge. 430 + 426.
30. Goldberg, D., *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. 1989: Addison Wesley. 412.
31. Coello Coello, C.A., *Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field.*Computational Intelligence Magazine, IEEE, 2006. **1**(1): p. 28-36.
32. Dietz, A.R., *Optimisation multicritère pour la conception d'ateliers discontinus multiproduits : aspects économique et environnemental*, 2004, Institut National Polytechnique de Toulouse (France): Toulouse (France). p. 291.
33. Nielsen, T.R., *Optimization of buildings with respect to energy and indoor environment*, in *Section for Building Physics and Services, Department of Civil Engineering, Technical University of Denmark*2002, Technical University of Denmark (DTU): Kgs. Lyngby, Denmark. p. 157.
34. Othmani, I., *Optimisation multicritère : fondements et concepts*, 1998, Université Joseph Fourier, Lyon, France: Grenoble. p. 118.
35. Bourazza, S., *Variantes d'algorithmes génétiques appliquées aux problèmes d'ordonnancement*, 2006, Université du Havre, France: Le Havre (France).
36. Polak, E., *Optimization: algorithms and consistent approximations*. 1997: Springer-Verlag New York, Inc. 782.
37. Clarke, J., *Energy SImulation in Building Design*. Vol. 2nd edition. 2001, Oxford, UK: Butterworth-Heinemann.
38. Hooke, R. and T.A. Jeeves, `` *Direct Search" Solution of Numerical and Statistical Problems*. Journal of the Association for Computing Machinery, 1961. **8**(2): p. 212-229.

39. Wetter, M. and J. Wright, *Comparison of a generalized pattern search and a genetic algorithm optimization method* in *8th International IBPSA Conference*2003: Eindhoven, Netherlands.
40. Sahab, M.G., A.F. Ashour, and V.V. Toropov, *A hybrid genetic algorithm for reinforced concrete flat slab buildings*. Computers & Structures, 2005. **83**(8–9): p. 551-559.
41. Nelder, J.A. and R. Mead, *A Simplex Method for Function Minimization*. The Computer Journal, 1965. **7**(4): p. 308-313.
42. Michelson, E. and A. Shitzer, *Is there a need for a rock bed store? Simulation and optimization of solar air heating systems for offices with large thermal capacity walls*. Solar Energy, 1986. **36**(2): p. 99-114.
43. Glover, F., *Future paths for integer programming and links to artificial intelligence*. Computers and Operations Research, 1986. **13**(5): p. 533-549.
44. Hertz, A. and D. de Werra, *The tabu search metaheuristic: How we used it*. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, 1990. **1**(1): p. 111-121.
45. Glover, F., *Tabu Search: A Tutorial*. Interfaces, 1990. **20**(4): p. 74-94.
46. Bolat, B. and P. Cortés, *Genetic and tabu search approaches for optimizing the hall call—Car allocation problem in elevator group systems*. Applied Soft Computing, 2011. **11**(2): p. 1792-1800.
47. Rama Mohan Rao, A. and K. Sivasubramanian, *Optimal placement of actuators for active vibration control of seismic excited tall buildings using a multiple start guided neighbourhood search (MSGNS) algorithm*. Journal of Sound and Vibration, 2008. **311**(1–2): p. 133-159.
48. Jones, D.F., S.K. Mirrazavi, and M. Tamiz, *Multi-objective meta-heuristics: An overview of the current state-of-the-art*. European Journal of Operational Research, 2002. **137**(1): p. 1-9.
49. *Metaheuristics Network Website*. 2012 22/06/2012]; Available from: http://www.metaheuristics.net.
50. Stützle, T.G., *Local Search Algorithms for Combinatorial Problems: Analysis, Improvements, and New Applications*. 1999: Infix.
51. Osman, I.H. and G. Laporte, *Metaheuristics: a bibliography*. Annals of Operations Research, 1996: p. 513-623.
52. *Meta-heuristics : advances and trends in local search paradigms for optimization*, ed. S. Voss. 1999, Boston, Mass. :: Kluwer Academic Publishers.
53. Mamesta_B.V. and Heat_&_Surface_Treatment_B.V. *Le recuit : Amelioration des charactéristiques mecaniques*. 25/08/2012]; Available from: http://www.mamesta.nl/upload/file/Downloads/Leaflet%20Gloeien%20FR.pdf.
54. Metropolis, N., et al., *Equations of state calculations by fast computing machines*. Journal of Chemical Physics, 1953. **21**: p. 1087-1091.
55. Kirkpatrick, S., C.D. Gelatt, and M.P. Vecchi, *Optimization by Simulated Annealing*. Science, 1983. **220**(4598): p. 671-680.
56. Černý, V., *Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: An efficient simulation algorithm*. Journal of Optimization Theory and Applications, 1985. **45**(1): p. 41-51.
57. Aarts, E.H.L. and P.J.M. van Laarhoven, *Statistical Cooling: A General Approach to Combinatorial Optimization Problems*. Philips Journal of Research, 1985. **40**: p. 193-226.

58. Sohn, M.D. and M.J. Small, *Parameter estimation of unknown air exchange rates and effective mixing volumes from tracer gas measurements for complex multi-zone indoor air models*. Building and Environment, 1998. **34**(3): p. 293-303.
59. Yeh, I.C., *Architectural layout optimization using annealed neural network*. Automation in Construction, 2006. **15**(4): p. 531-539.
60. Deneubourg, et al., *The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant*. Journal of Insect Behavior, 1990. **3**(2): p. 159-168.
61. Dorigo, M., *Optimization, Learning and Natural Algorithms*, 1992, Politecnico di Milano, Italy.
62. Wu, C.-H. and L.-C. Chen, *3D spatial information for fire-fighting search and rescue route analysis within buildings*. Fire Safety Journal, 2012. **48**(0): p. 21-29.
63. Lee, H.-Y., I.T. Yang, and Y.-C. Lin, *Laying out the occupant flows in public buildings for operating efficiency*. Building and Environment, 2012. **51**(0): p. 231-242.
64. Yu, L. and P. Xu, *Structural health monitoring based on continuous ACO method*. Microelectronics Reliability, 2011. **51**(2): p. 270-278.
65. Reynolds, C.W., *Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model*, in *Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*1987, ACM. p. 25-34.
66. Kennedy, J. and R. Eberhart. *Particle swarm optimization*. in *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*. 1995. Perth, WA, Australia: IEEE.
67. Wang, J., et al., *Particle swarm optimization for redundant building cooling heating and power system*. Applied Energy, 2010. **87**(12): p. 3668-3679.
68. May-Ostendorp, P., et al., *Model-predictive control of mixed-mode buildings with rule extraction*. Building and Environment, 2010: p. 1-10.
69. Holland, J.H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. 1975, Ann Arbor: The University of Michigan Press.
70. Zitzler, E., K. Deb, and L. Thiele, *Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results*. Evol. Comput, 2000(8): p. 173--195.
71. Bader, J. and E. Zitzler, *HypE: An Algorithm for Fast Hypervolume-Based Many-Objective Optimization*. Evolutionary Computation, 2010. **19**(1): p. 45-76.
72. Zitzler, E., M. Laumanns, and L. Thiele, *SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm for multiobjective optimization*, in *Evolutionary Methods for Design Optimization and Control with Applications to Industrial Problems*, K.C. Giannakoglou, et al., Editors. 2001, International Center for Numerical Methods in Engineering: Athens, Greece. p. 95--100.
73. Srinivas, N. and K. Deb, *Muiltiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms*. Evol. Comput., 1994. **2**(3): p. 221-248.
74. Deb, K. and S. Tiwari, *Omni-optimizer : A Procedure for Single and Multi-objective Optimization Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, C. Coello Coello, A. Hernández Aguirre, and E. Zitzler, Editors. 2005, Springer Berlin / Heidelberg. p. 47-61.

75. Znouda, E., N. Ghrab-Morcos, and A. Hadj-Alouane, *Optimization of Mediterranean building design using genetic algorithms*. Energy and Buildings, 2007. **39**(2): p. 148-153.
76. RUDOLPH, G., *Convergence analysis of canonical genetic algorithms*. 1994, New York, NY, ETATS-UNIS: Institute of Electrical and Electronics Engineers.
77. Gosselin, L., M. Tye-Gingras, and F. Mathieu-Potvin, *Review of utilization of genetic algorithms in heat transfer problems*. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2009. **52**(9–10): p. 2169-2188.
78. Tuhus-Dubrow, D. and M. Krarti, *Genetic-algorithm based approach to optimize building envelope design for residential buildings*. Building and Environment, 2010. **45**(7): p. 1574-1581.
79. Deb, K., *A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002(6): p. 182--197.
80. Zitzler, E. and L. Thiele, *An Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization: The Strength Pareto Approach*, 1998.
81. Medjdoub, B., *Méthode de conception fonctionnelle en architecture : une approche CAO basée sur les contraintes : ARCHiPLAN* 1996, Ecole Centrale de Paris Paris. p. 188.
82. CRAWLEY, D.B., et al., *Contrasting the capabilities of building energy performance simulation programs*. Vol. 43. 2008, Kidlington, ROYAUME-UNI: Elsevier. 13.
83. Wetter, M., *GenOpt®, Generic Optimization Program, User manual, version 2.1.0*, L.B.N. Laboratory, Editor 2008.
84. CEN, *Thermal performance of buildings - Calculation of energy use for space heating and cooling - General criteria and validation procedures*, 2008. p. 74.
85. Michalewicz, Z. and M. Schmidt, *Parameter Control in Practice*, in *Parameter Setting in Evolutionary Algorithms*, F. Lobo, C. Lima, and Z. Michalewicz, Editors. 2007, Springer Berlin Heidelberg. p. 277-294.
86. Wright, J. and A. Alajmi, *The robustness of genetic algorithms in solving unconstrained building optimization problem*, in *Ninth International IBPSA Conference*2005: Montréal, Canada. p. 8 p.
87. *Arrêté du 24 mai 2006 relatif aux caractéristiques thermiques des bâtiments nouveaux et des parties nouvelles de bâtiments*, 2006.
88. AFNOR, *Lumière et éclairage - Éclairage des lieux de travail*, in *NF EN 12464-1*2011.
89. Pernodet-CHANTRELLE, F., *Méthode d'optimisation multicritère de scénarios de réhabilitation de bâtiments tertiaires. Application à l'évaluation de dispositifs de rafraîchissement hybride.*, 2010, Ecole doctorale : MEGA (Mécanique, Energétique, Génie civil, Acoustique): Lyon. p. 310.
90. Rakotomalala, R., *Comparaison de populations - Tests non paramétriques*, 2008, Université Lumière Lyon 2: Lyon, France.
91. UMR_S_707, INSERM, and Université_Pierre_et_Marie_Curie. *BiostaTGV*. 2011 29/06/2012]; Available from: http://marne.u707.jussieu.fr/biostatgv/?module=tests/mann#main.
92. Varet, S., *Développement de méthodes statistiques pour la prédiction d'un gabarit de signature infrarouge*, 2010, Ecole doctorale : Mathématiques Informatique Télécommunications de Toulouse: Toulouse. p. 219.

93. Stiny, G. and J. Gips. *Shape Grammars and the Generative Specification of Painting and Sculpture*. in *Information Processing '71*. 1972.
94. Loomis, B.A., *SGGA : A USER-DRIVEN GENETIC ALGORITHM FOR EVOLVING NON-DETERMINISTIC SHAPE GRAMMARS* Massachusetts Institute of Technology, Cambridge MA, USA.
95. Chouchoulas, O., *Shape evolution: an algorithmic method for conceptual architectural design combining shape grammars and genetic algorithms*, 2003, University of Bath: Bath, UK. p. 245.
96. Funck, W., H. Theisel, and H.-P. Seidel, *Vector Field Based Shape Deformations*, in *SIGGRAPH 2006*2006: Boston, USA.
97. Wetzel, J.-P., *Proposition d'un modèle et d'un outil dédiés à la conception morphologique architecturale en phase esquisse*, 2009, University de Nancy: Nancy. p. 200.
98. Marin, P., J.-C. Bignon, and H. Lequay, *A Genetic Algorithm for use in Creative Design Processes*, 2008, HAL - CCSD.
99. Pottmann, H. and D. Bentley, *Architectural geometry*. 2007: Bentley Institute Press.
100. Marin, P., *Exploration des mécanismes évolutionnaires appliqués à la conception architecturale : mise en oeuvre d'un algorithme génétique guidé par les qualités solaires passives de l'enveloppe*, 2010, INPL, Institut National Poplytechnique de Lorraine: Nancy. p. 267.
101. Millet, J.-R., *Conférence consultative RT 2102 - Méthode et impact sur la conception*, 2010.
102. Buffa, E.S., *Sequence analysis for functional layouts*. Journal of Industrial Engineering, 1955. **6**: p. 12-25.
103. Li, H. and P.E.D. Love, *Genetic search for solving construction site-level unequal-area facility layout problems*. Automation in Construction, 2000. **9**(2): p. 217-226.
104. Homayouni, H., *A Survey of Computational Approaches to Space Layout Planning*, 2006, Department of Architecture and Urban Planning, University of Washington.
105. Galle, P., *An algorithm for exhaustive generation of building floor plans*. Commun. ACM, 1981. **24**(12): p. 813-825.
106. Maver, T.W., *A theory of architectural design in which the role of the computer is identified*. Building Science, 1970. **4**(4): p. 199-207.
107. Ruch, J., *Interactive space layout: A graph theoretical approach*, in *Proceedings of the 15th Design Automation Conference*1978, IEEE Press: Las Vegas, Nevada, United States. p. 152-157.
108. Regateiro, F., J. Bento, and J. Dias, *Floor plan design using block algebra and constraint satisfaction*. Advanced Engineering Informatics, 2012. **26**(2): p. 361-382.
109. Arvin, S.A. and D.H. House, *Modeling architectural design objectives in physically based space planning*. 2002, Kidlington, ROYAUME-UNI: Elsevier. 129.
110. Medjdoub, B. and B. Yannou, *Dynamic space ordering at a topological level in space planning*. Artificial Intelligence in Engineering, 2001. **15**(1): p. 47-60.
111. Maculet, R., J.-F. Perrot, and M. Gondran, *ARCHIPEL: Intelligence Artificielle et Conception Assisté par Ordinateur en Architecture. Représentation des connaissances spatiales (Algèbre de Manhattan) et*

raisonnement spatial avec contraintes, 1991, Université de Paris 06, Paris, FRANCE p. 212.
112. Lobos, D. and D. Donath, *Space Layout Problem in Architecture. A survey and reflections.* Arquiteturarevista, 2010. **6**(2).

1 Annexe : Présentation de travaux sur la conception automatique de géométrie

1.1 Travaux sur la conception automatique de géométrie

La géométrie définissant l'esthétique et l'identité du bâtiment et ayant un impact important, entre autres, sur les performances énergétiques, elle a été et est le sujet de nombreux travaux.

Nous allons étudier dans cette partie ceux liés à la création automatique de géométrie.

Le travail sur la géométrie peut porter sur la géométrie extérieure (la forme) et/ou la géométrie intérieure (l'agencement des espaces intérieurs). Des travaux traitant de ces 2 cas sont exposés dans la suite.

1.1.1 Grammaire de forme et opérateurs de métamorphose

Nous souhaitons aider les concepteurs à obtenir des bâtis performants, notamment en travaillant sur la géométrie.
Pour cela, il est utile d'avoir une vision des moyens permettant de fournir aux concepteurs des informations sur les géométries performantes et en particulier sur ceux permettant de parcourir l'espace des géométries et d'évaluer les géométries obtenues.
Afin de connaitre le fonctionnement de ces méthodes, le fonctionnement de deux méthodes de génération automatique de géométrie est présenté ci-dessous.

Les 2 méthodes de génération automatique de géométrie étudiées dans ce mémoire sont :

1. Les grammaires de formes
2. Les opérateurs de métamorphose

1.1.1.1 Grammaire de forme

Une grammaire de forme est un concept défini par Stiny et Gips [93], c'est un ensemble de « règles » de transformation prédéfinies qui s'appliquent aux différents éléments constitutifs d'une forme. Cette forme peut notamment représenter un bâtiment.
Il existe de nombreux outils basés sur une grammaire de forme et destinés à aider l'architecte à définir une forme de bâtiments. Un exemple simple de grammaire de forme est présenté à la Figure 34 et elle est appliquée à la Figure 35.
Parmi les travaux utilisant une grammaire de forme, on peut citer ceux de :

- Loomis [94] qui développe un outil incluant une grammaire de forme basique et un algorithme génétique. La grammaire de forme et une application sont présentées aux Figure 34 et Figure 35.
- Chouchoulas [95] qui utilise une grammaire de forme couplé à un algorithme génétique pour concevoir un immeuble de logements
- Caldas [13] qui utilise une grammaire de forme couplée à un algorithme génétique pour concevoir une maison marocaine avec patio. Cependant, elle estime que la méthode est trop limitée pour travailler sur une géométrie 3D et qu'elle ne génère pas de solution inattendue.

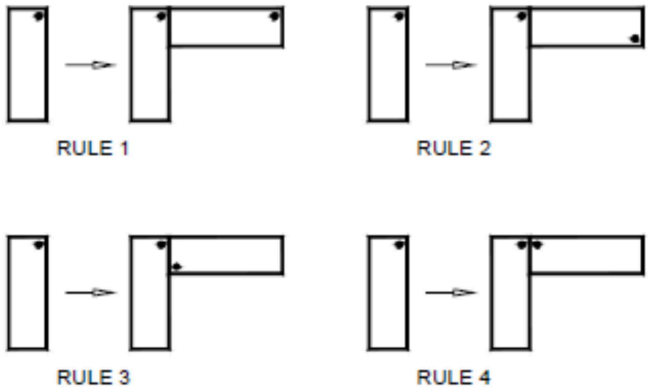


Figure 34 : Présentation d'une grammaire de forme [94]

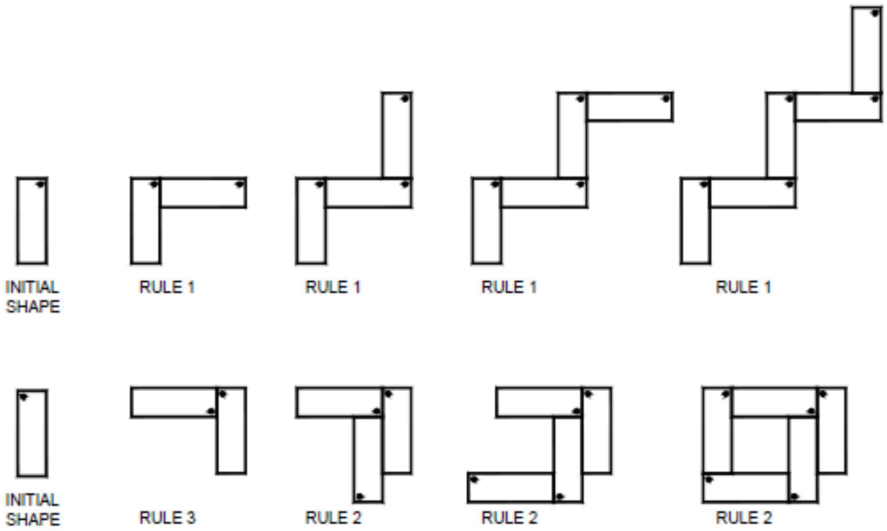


Figure 35 : Application de la grammaire de forme de la Figure 34 [94]

La grammaire de forme utilisée dépend du type de bâtiment étudié. Caldas qui souhaite travailler sur une maison marocaine avec patio utilise une grammaire spécifique.
Le nombre de règles et d'itération utilisé avec ces règles donne un nombre de solutions possibles très important. D'où un temps de parcours de l'espace qui devrait être long.

De nombreux travaux existent sur les grammaires de formes, mais selon Gero [4] ces méthodes sont plus destinées à servir à l'exploration des formes possibles qu'à la recherche de formes utilisables directement par les architectes.

Pour Gero, l'exploration consiste à définir l'espace des solutions dans lequel on va chercher par la suite. En d'autres termes, le concepteur isole des caractéristiques géométriques (ou des combinaisons de caractéristiques) dont il pense qu'elles lui permettront d'obtenir des solutions performantes et adaptées à son projet.

1.1.1.2 Opérateurs de métamorphose

Les opérateurs de métamorphose se base sur des opérateurs de transformation tel que : la rotation, la réflexion, l'étirement, la torsion, la courbure; mais également des transformations plus complexes.
L'application de quelques-unes de ces transformations est présentée à la Figure 36 ci-dessous.
Ce processus de transformation se base sur le savoir-faire gestuel de déformation [96]. Les opérateurs morphologiques sont composés de plusieurs opérations géométriques [97].

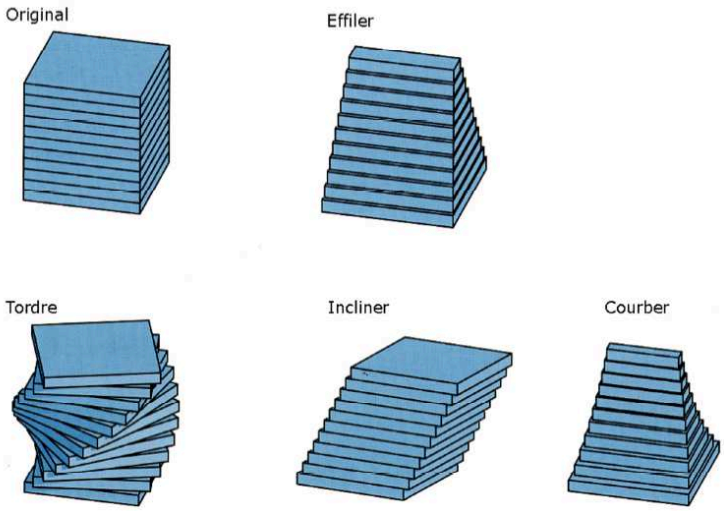


Figure 36 : Exemples d'opérations de déformations [99]

Figure 37 : Application de l'opérateur « tordre » par S. Calatrava pour la tour « TurningTorso »

Selon Wetzel [97], ces opérateurs sont utilisés par des architectes comme Franck O. Gehry, Peter Eisenman, Greg Lynn ou Santiago Calatrava (cf. Figure 37).

Parmi les travaux traitant des opérateurs de métamorphoses, on peut citer les travaux de :

- Wetzel [97] qui visent à décrire et implémenter trois opérateurs de métamorphose (plier, plisser, froisser) dans un outil d'aide à la conception architecturale en phase d'esquisse
- Marin [98] qui développe une méthode d'aide à la conception architecturale de bâtiments énergétiquement performants. Pour cela, il utilise les opérateurs : effiler, tordre, étirer, incliner, courber. Un algorithme génétique génère des solutions issues des solutions de la génération précédente par des déformations. Ces solutions possèdent dans leur génome le type de paroi (opaque ou vitrée) pour les différentes facettes ainsi que la description des caractéristiques thermiques des parois (conductance et facteur de transmission solaire). L'évaluation des besoins de chauffage est faite selon la méthode des DJU. L'objectif de l'optimisation est les besoins de chauffage.
  L'outil développé vise à stimuler la créativité des concepteurs en prenant en compte les performances énergétiques.
  Un exemple de solutions obtenues est présenté à la Figure 38 (les zones gris clair représentent les parois opaques et les zones bleues les parois vitrées).

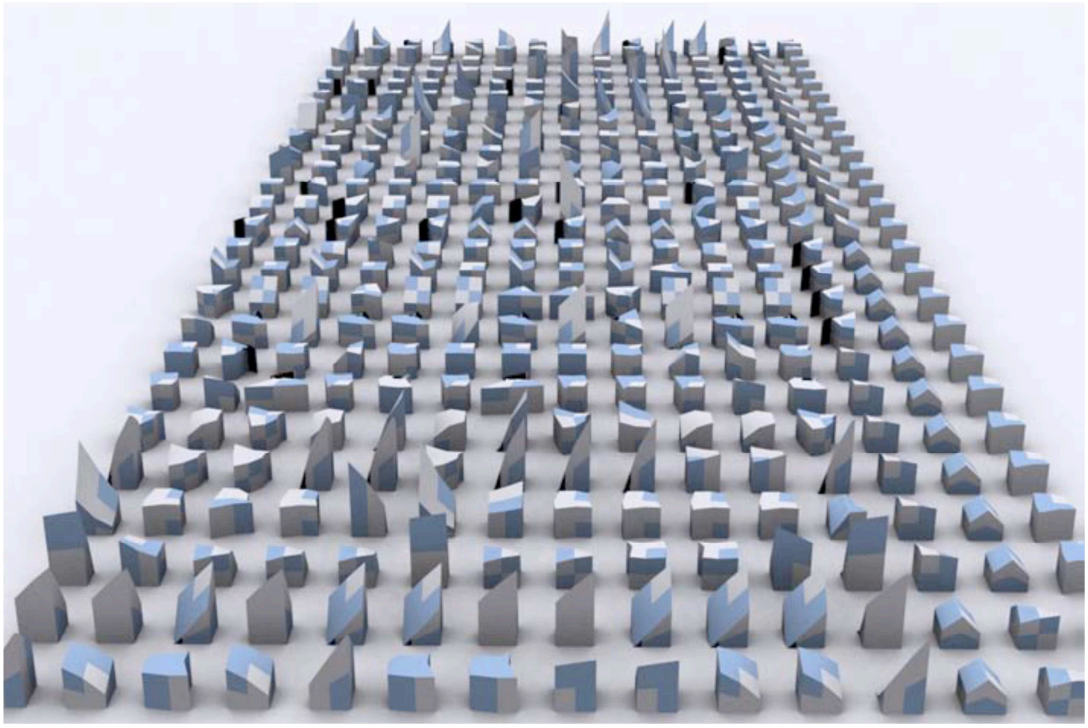


Figure 38 : Exemples de résultats d'un couplage entre une grammaire de forme et un algorithme génétique [100]

1.1.1.3 Remarques sur les grammaires de formes et les opérateurs de métamorphose

Les grammaires de formes et la stratégie par métamorphose permettent d'automatiser la recherche de forme. Pour cette raison, elles sont souvent couplées à des méthodes de parcours de l'espace des solutions telles que les méthodes d'optimisation.

Les critères d'évaluation utilisés portent sur :

- une qualité physique (résistance mécanique, besoins énergétiques [98],…)
- le coût
- la qualité architecturale (souvent évaluée par l'utilisateur dans ce cas [94])

Les algorithmes de parcours de l'espace des solutions, utilisés avec les grammaires de formes et les stratégies de métamorphose, ne peuvent utiliser le gradient des fonctions, étant donné qu'il n'existe généralement aucune relation explicite entre la (ou les) fonction(s) d'évaluation et les règles d'évolution des formes étudiées.

De ce fait et vu le caractère évolutionnaire de ce processus, les méthodes de parcours utilisées sont en générale des méthodes évolutionnaires et notamment les algorithmes génétiques, comme dans les travaux de Marin [98], Caldas [13] ou Chouchoulas [95].

Les grammaires de formes sont des méthodes d'exploration mais pas de recherche de solution [4].
Les opérateurs de métamorphose ne définissent pas de géométrie intérieure.
L'éclairage artificiel étant un poste de consommation important dans les bureaux [101], il nécessite donc un modèle d'évaluation fiable.
Or l'absence d'agencement intérieur modifie la répartition du rayonnement à l'intérieur du volume.
L'intérêt des opérateurs de métamorphose repose donc sur la capacité à coupler cette méthode avec un (ou des) agencement(s) intérieur(s) ou avec un modèle d'évaluation fiable de l'éclairage ne nécessitant pas de connaissance de l'agencement intérieur.

L'agencement intérieur ayant un impact sur l'éclairage, il est donc nécessaire, au même titre que la forme, de trouver des méthodes capables de parcourir les différentes géométries intérieures.

1.1.2 Méthodes d'aide à l'agencement des espaces intérieurs

Outre la forme du bâtiment, l'agencement des pièces influe également sur les performances du bâtiment notamment sur les performances énergétiques, via l'accès à l'éclairement naturel des différentes pièces ou la position des « zones tampons » (zone ayant des consignes de chauffage plus faibles ou des consignes de climatisation plus haute).
Les premiers travaux effectués sur ce thème par Buffa datent de 1955 [102]. Depuis de nombreuses méthodes ont été développées pour aider les concepteurs à agencer les espaces d'un bâtiment qu'il soit industriel, tertiaire ou résidentiel.

Parmi celles-ci, certaines intègrent des méthodes d'optimisation, notamment pour optimiser le temps de déplacement de pièces ou de personnes à travers un site industriel [103] ou le coût (via la longueur des cloisons par exemple) [81].

Selon Homayouni [104], les problèmes d'agencement d'espaces intérieurs sont soumis à 2 types de contraintes :

- Les contraintes topologiques (relation entre pièces ou avec l'extérieur (adjacence entre pièces ou avec l'extérieur, non adjacence,…))
- Les contraintes sur les dimensions (intervalle pour la surface, la longueur ou la largeur des pièces, voire pour le rapport des 2)

Galle [105] classe les outils répondant à ce type de problème en 5 catégories :

1. Création de solutions par le concepteur et évaluation de ces solutions
2. Génération automatique de solution guidée par une sélection de solutions partielles
3. Génération automatique non-exhaustive de solutions satisfaisant des contraintes données
4. Génération automatique exhaustive de solutions satisfaisant des contraintes données
5. Génération automatique de solution optimale ou quasi-optimale sous des contraintes données

La première catégorie laisse libre court à la créativité humaine, supérieure à celle de la machine selon Maver [106]. Elle permet d'augmenter le nombre de solutions étudiées mais la génération de ces solutions est toujours soit intuitives soit aléatoires.

La deuxième catégorie s'appuie notamment sur le travail de Ruch [107] qui se base sur une représentation topologique des différentes pièces (représentation schématique des différentes pièces et des liens entre elles (adjacence,…)). Un exemple de solutions topologiques est fourni à la Figure 39 (les différences des deuxième et troisième solutions avec la première sont entourées en rouge). Cette catégorie fournit plus de solutions que la 1^{e} catégorie en ayant une recherche automatique.

Les méthodes des 3^{e} et 4^{e} catégories se basent sur une représentation topologique des solutions afin de chercher tout ou partie des solutions respectant les contraintes données. Dans un 2^{e} temps, les solutions topologiques sont déclinées en solutions géométriques.
Les solutions géométriques, représentées généralement sous forme de plan, correspondent aux solutions topologiques auxquelles on a appliqué des dimensions respectant les contraintes (un exemple de solutions géométriques est donné à la Figure 40 (les différences entre les solutions sont indiquées en rouge)). Les méthodes de la 4^{e} catégorie fournissent toutes les solutions topologiques et toutes les solutions géométriques possibles. Regateiro et al. [108] ainsi qu'Arvin et House [109] ont créé des méthodes appartenant à la 3^{e} catégorie. Ces méthodes sont présentées ci-dessous.

La 5^{e} catégorie est issue des méthodes des 3^{e} et 4^{e} catégories auxquelles est ajoutée une méthode d'optimisation afin de ne fournir que les solutions optimales.
Dans les 4^{e} et 5^{e} catégories, on peut notamment citer les travaux de Medjdoub [81].

Figure 39 : Exemple de 8 solutions topologiques différentes dans le cas d'un bâtiment à 2 étages (d'après [110])

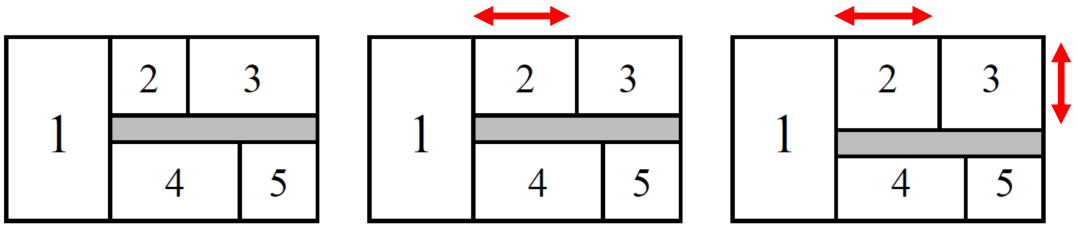


Figure 40 : Exemple de 3 solutions géométriques différentes issues d'une même solution topologique (d'après [110])

Nous présentons ci-dessous 3 travaux sur la génération automatique d'agencement des espaces intérieurs (les deux premiers issus de la 3e catégorie et le dernier de la 5e catégorie).

1.1.2.1 Travail de Regateiro

Regateiro et al. [108] se sont basés sur une différenciation entre les 2 types de contraintes et ont mis au point une méthodologie en 2 temps permettant de trouver des solutions à un problème d'agencement intérieur en fonction des contraintes topologiques et dimensionnelles.
Lors d'une première étape, la méthode recherche toutes les solutions respectant les seules contraintes topologiques sans tenir compte des contraintes dimensionnelles.
Dans un deuxième temps, les contraintes dimensionnelles sont prises en compte et la méthode recherche alors les solutions géométriques. Pour cela, elle place les murs en appliquant successivement les différentes contraintes et en décalant si nécessaire les murs déjà placés du minimum de distance nécessaire pour le respect de la contrainte implémentée.

Cette méthode fonctionne avec des pièces rectangulaires en utilisant les coordonnées cartésiennes des 4 angles des rectangles pour placer les pièces. La méthode ne travaille pas avec une enveloppe de bâtiment définie au préalable mais peut le faire si celle-ci est rectangulaire car l'inclusion d'une pièce dans une autre avec ou sans adjacence entre leurs parois est une relation topologique définie dans la méthode. Il est également possible de définir l'adjacence entre 2 pièces sur une paroi particulière.
L'utilisation des coordonnées cartésiennes autorise l'alignement vertical des enveloppes de différents étages ainsi que des escaliers et ascenseurs, et permet le traitement de bâtiments à plusieurs étages.
Ce travail a notamment été testé sur le cas d'un jardin d'enfant issu des travaux de Maculet [111]. Cette méthode donne alors 32 solutions tandis que celle de Medjdoub [81] (présenté ci-dessous) en donne 96. Ceci s'explique par le fait que cette méthode est non exhaustive (elle donne seulement une solution géométrique par solution topologique) contrairement à celle de Medjdoub.

1.1.2.2 Travail d'Arvin

Arvin et House [109] exposent une méthode basée sur un système physique masses-ressorts.
Le principe de cette méthode est de définir et de modéliser les pièces comme des masses, les contraintes d'adjacences ou de distance comme des forces qui attirent ou qui repoussent les masses. Les contraintes sont donc modéliser à l'aide de ressort de différentes raideurs et de différentes longueurs à vides. La raideur permet de modéliser l'importance de l'adjacence : plus l'adjacence est nécessaire, plus la raideur du ressort est importante. La longueur à vide modélise la distance idéale entre les centres des 2 pièces.
Lors de la recherche des solutions topologiques, les pièces ont la forme de sphère afin de pouvoir se déplacer plus facilement les unes par rapport aux autres tandis que lors de la recherche des solutions géométriques celles-ci sont de forme rectangulaire pour figer la topologie.
Lors de la recherche des solutions géométriques, il est possible de rajouter des contraintes telles que l'obtention d'une surface déterminée pour une pièce ou la restriction de l'évolution du rapport longueur/largeur de chaque pièce dans un intervalle défini. Des forces sont alors exercées sur les parois de ces pièces afin de

respecter ces contraintes. Il est également possible d'imposer l'alignement de parois de différentes pièces.
Cette méthode permet au concepteur de modifier manuellement les solutions obtenues pour fournir des solutions plus en adéquations avec les besoins et les attentes du concepteur.

Cette approche est très intéressante car elle pourrait permettre de fournir des solutions topologiques pour des problèmes sur contraints, en tenant compte de la hiérarchie des contraintes effectuée par l'utilisateur. Cependant, elle ne permet pas de travailler avec plusieurs étages car rien n'est prévu pour aligner les escaliers et les murs extérieurs des différents étages ou pour répartir de manière optimale les pièces entre les différents étages.
De plus, aucune solution n'est proposée dans cette approche pour utiliser une enveloppe de bâtiment.

1.1.2.3 Travail de Medjdoub

La méthode de Medjdoub [81] se déroule en 3 étapes :

1. Définition des contraintes topologiques (adjacence, orientation relative, …) et géométriques entre les différentes pièces et avec l'enveloppe
2. Recherche de toutes les solutions topologiques (solutions de placement relatif des pièces) répondant au cahier des charges (contraintes topologiques et dimensionnelles) et choix par l'utilisateur de celles qu'il veut voir développer. La possibilité est donner à l'utilisateur d'ajouter des contraintes, visant à restreindre le nombre de solutions topologiques obtenues et à augmenter l'adéquation par rapport à ces attentes et à ces besoins.
3. Recherche de toutes les solutions géométriques ou seulement des solutions optimales (du point de vue du coût (linéaire de mur))

L'intérêt de cette décomposition est de s'approcher du mécanisme de conception architecturale et de réduire le nombre de solutions finales en restreignant l'espace des solutions étudiées au cours du processus.

La première partie se base sur un schéma fonctionnel représentant les contraintes entre les différentes pièces et avec l'enveloppe. Afin de simplifier la prise en compte des différentes contraintes, différents types d'espace intégrant des contraintes implicites sont créés (pièce, couloir, escalier,…).

Pour les deuxième et troisième parties, la méthode fonctionne en plaçant les pièces en fonction du nombre de contraintes avec les pièces déjà placées et l'enveloppe : la méthode place en première la pièce ayant le plus de contraintes avec l'enveloppe puis la pièce ayant le plus de contraintes vis-à-vis de la première pièce placée et de l'enveloppe et ainsi de suite jusqu'à avoir placé toutes les pièces ou à ne pas pouvoir placer une pièce en respectant les contraintes qui lui sont imposées.

Une réflexion importante a été menée sur les contraintes à prendre en compte pour rendre la méthode performante. La suppression des solutions topologiques redondantes contribue notamment à cette efficacité de la méthode.
Cependant, cette méthode est limitée aux enveloppes rectangulaires. En effet, il n'est, par exemple pas possible d'imposer que la pièce A soit adjacente à la pièce B par la face sud de la pièce A. L'ajout de cette contrainte permettrait de travailler avec toutes les enveloppes dont la forme est composée uniquement de rectangle.

1.1.2.4 Analyse de ces méthodes

L'étude de ces trois travaux a permis de voir la diversité des approches de résolution des problèmes d'agencement et leur capacité à traiter des bâtiments à plusieurs étages ou une géométrie extérieure fixée.
Selon Lobos et Donath [112], ces méthodes ont démontré qu'elles fonctionnaient mais ne correspondent pas aux besoins des architectes, qui ne les utilisent pas, car elles prennent mal en compte leurs attentes et leurs objectifs.
Ces méthodes restent néanmoins performantes dans l'exploration des solutions possibles d'agencement des espaces intérieurs.

Etudes	Catégorie	Fonctionnement	Points forts	Points faibles
Regateiro et al.	3	Les pièces sont rectangulaires et définies par les coordonnées cartésiennes de leurs 4 angles	• Peut travailler avec plusieurs étages • Peut travailler avec une géométrie extérieure rectangulaire	• Méthode non-exhaustive
Arvin et House	3	Basé sur une analogie avec un système masses - ressorts Masse = pièce Ressort = contrainte	• Fournit peut être des solutions pour des problèmes surcontraints en tenant compte de la hiérarchie des contraintes définie par l'utilisateur	• Ne permet pas de travailler avec plusieurs étages • Ne peut pas utiliser de géométrie extérieure fixée par l'utilisateur • Méthode non-exhaustive
Medjdoub	4-5	Pièces rectangulaires Différents types de pièces avec des contraintes implicites Ordre de positionnement des pièces : selon les contraintes avec les pièces déjà placées	• Utilise une géométrie extérieure rectangulaire définie par le concepteur • Travaille avec plusieurs étages • Méthodes performantes : ○ Suppression des solutions topologiques redondantes • Méthode exhaustive	• Ne peut travailler qu'avec une géométrie extérieure rectangulaire

Tableau 29 : Tableau récapitulatif des travaux d'agencement automatique d'espaces intérieurs présentés

2 Annexe : Cas de test simple

Composition des parois / Inertie	Isolation	U = 0,5 W/m².K	U = 0,3 W/m².K	U = 0,2 W/m².K	U = 0,1 W/m².K	Mur intérieur
Légère		13 mm de plâtre 8 cm de laine de verre 18 cm de béton	13 mm de plâtre 13 cm de laine de verre 18 cm de béton	13 mm de plâtre 20 cm de laine de verre 18 cm de béton	13 mm de plâtre 40 cm de laine de verre 18 cm de béton	13 mm de plâtre 20cm de bois léger 13 mm de plâtre
Moyenne		13 mm de plâtre 18 cm de béton 8 cm de laine de verre	13 mm de plâtre 18 cm de béton 13 cm de laine de verre	13 mm de plâtre 18 cm de béton 13 cm de laine de verre	13 mm de plâtre 18 cm de béton 40 cm de laine de verre	13 mm de plâtre 16 cm de béton 13 mm de plâtre
Lourde		18 cm de béton 8 cm de laine de verre	18 cm de béton 13 cm de laine de verre	18 cm de béton 13 cm de laine de verre	18 cm de béton 40 cm de laine de verre	16 cm de béton

Tableau 30 : Composition des parois utilisées dans l'optimisation

Matériau	Conductivité thermique (en W/m.K)	Capacité calorifique massique (en kJ/kg.K)	Densité (en kg/m^3)
Plâtre	0,32	0,801	790
Laine de verre	0,04	0,85	50
Béton	2,1	0,85	2000
Bois	0.15	1,2	500

Tableau 31 : Description des matériaux utilisés

Coût des parois / Inertie	Isolation	U=0,5 W/m².K	U=0,3 W/m².K	U=0,2 W/m².K	U=0,1 W/m².K	Mur intérieur
Légère		47,95	52,5	56,55	81,79	15,27
Moyenne		47,95	52,5	56,55	81,79	46,64
Lourde		44,93	49,48	53,53	78,77	40,6

Tableau 32 : Coût des parois utilisées dans l'optimisation

Coût des fenêtres (en euros/m²)	Type de vitrage	Double vitrage	Double vitrage basse émissivité	Triple vitrage
Coût		284	331	493

Tableau 33 : Coût des fenêtres par type de vitrage

Caractéristiques des fenêtres / Paramètres	Types de fenêtres	Double vitrage	Double vitrage basse émissivité	Triple vitrage
Conductivité thermique du vitrage (en W/m².K)		2,95	1,43	0,52
Taux de transmission énergétique totale		0,777	0,596	0,585
Taux de transmission du flux solaire		0,727	0,544	0,456
Réflexion du flux solaire		0,129	0,22	0,254
Taux de transmission du rayonnement visible		0,817	0,769	0,741

Tableau 34 : Caractéristiques des différents vitrages

Description des stores	Position du store	
Paramètres	Intérieur	Extérieur
Taux de transmission de la toile du store	26%	
Résistance thermique additionnelle (en K.m²/W)	0,055	0,222
Coefficient de réflexion vers l'intérieur	0,6	
Coefficient de réflexion vers la vitre	0,6	
Clair de vitrage	62%	
Conductivité thermique du cadre	0.556 W/m².K	
Coefficient d'absorption CLO du cadre	0,6	
Pourcentage du flux solaire transmis à l'air	10%	
Emissivité GLO du cadre	0,9	
Emissivité GLO du store intérieur vers la zone	0,9	

Tableau 35 : Description des caractéristiques des stores intérieur et extérieur

Le coefficient d'absorption solaire ou courte longueur d'onde des parois intérieur est issu de l'optimisation. Celui de la paroi externe est égal à 0,6.

Les types de paroi sont définis et optimisés en fonction de leur inertie et de leur conductance thermique.

2.1 Scénarii

2.1.1.1 Méthode de calcul de l'éclairage

Le calcul utilise comme entrée la mesure du flux solaire total absorbé par le plancher. Seule la partie visible de ce rayonnement nous intéresse, et notamment la mesure d'éclairement naturel sur le plancher pour cela nous utilisons la formule suivante :

$$éclairement\ naturel = flux\ solaire\ total\ sur\ plancher * \frac{\%lux*Tl}{g} * \frac{taux_conv_sol_lum}{surface}$$

avec :
%lux : fraction énergétique du rayonnement visible dans le rayonnement solaire
Tl : taux de transmission lumineux du vitrage
g : taux de transmission énergétique du vitrage
surface : la surface de plancher
taux_conv_sol_lum : taux de conversion du rayonnement solaire visible de Watts en lumen

2.1.2 Occupation

2.1.2.1 Heure légale

La mesure de temps utilisé est l'heure légale qui est différent du temps universel par un décalage positif de 1h entre la 7032^{e} h et la 1996^{e} h et de 2h le reste du temps.

2.1.2.2 Scénario d'occupation

Bureau	
Scénarii	Scénario 1
Consigne de chauffage	19
Consigne de climatisation	26
Seuil de déclenchement de l'éclairage	500 lux
Hystéris de maintien de l'éclairage	50 lux
Débit de ventilation mécanique	1 V/h
Température de l'air entrant	air extérieur
Apports internes	20 W/m² en occupation
Occupation	8h - 18h du lundi au vendredi
Taux d'ouverture des fenêtres	0%
Fermeture des protections solaires la nuit	oui
Température de fermeture des protections solaires	Tint = 25°C
Flux incident de fermeture des protections solaires	200 W/m²

Tableau 36 : Présentation des 3 scénarii

Inertie	Conductance de la paroi extérieure (en W/m².K)	Coefficient d'absorption CLO des parois intérieures	Taille de la fenêtre	Type de fenêtre	Longueur de la casquette	Position de la protection solaire	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)
Lourde	0,2	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	914,1	6026,8
Lourde	0,3	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	914,5	6018,4
Lourde	0,5	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	915,5	6008,9
Légère	0,1	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	961,5	4047,1
Légère	0,2	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	962,2	3994,6
Légère	0,3	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	963,1	3986,1
Légère	0,5	0,3	80%	DVBE	0%	Intérieur	964,4	3976,7
Légère	0,3	0,3	60%	DVBE	0%	Intérieur	1052,6	3429,1
Légère	0,5	0,3	60%	DVBE	0%	Intérieur	1054,3	3410,6
Légère	0,3	0,3	60%	DV	0%	Extérieur	1175,9	3147,1
Légère	0,5	0,3	60%	DV	0%	Extérieur	1210,6	3128,6
Légère	0,5	0,3	40%	DVBE	20%	Intérieur	1263,4	2844,5
Légère	0,2	0,3	40%	DV	0%	Extérieur	1290,2	2708,8
Légère	0,3	0,3	40%	DV	0%	Extérieur	1300,9	2684,1
Légère	0,5	0,3	40%	DV	0%	Extérieur	1321,2	2656,5
Légère	0,2	0,3	20%	DV	5%	Intérieur	1626,4	2253,9
Légère	0,3	0,3	20%	DV	5%	Intérieur	1628,1	2221,1
Légère	0,5	0,3	20%	DV	20%	Extérieur	1632,9	2184,4

Tableau 37 : Solutions optimales pour le cas de test simple

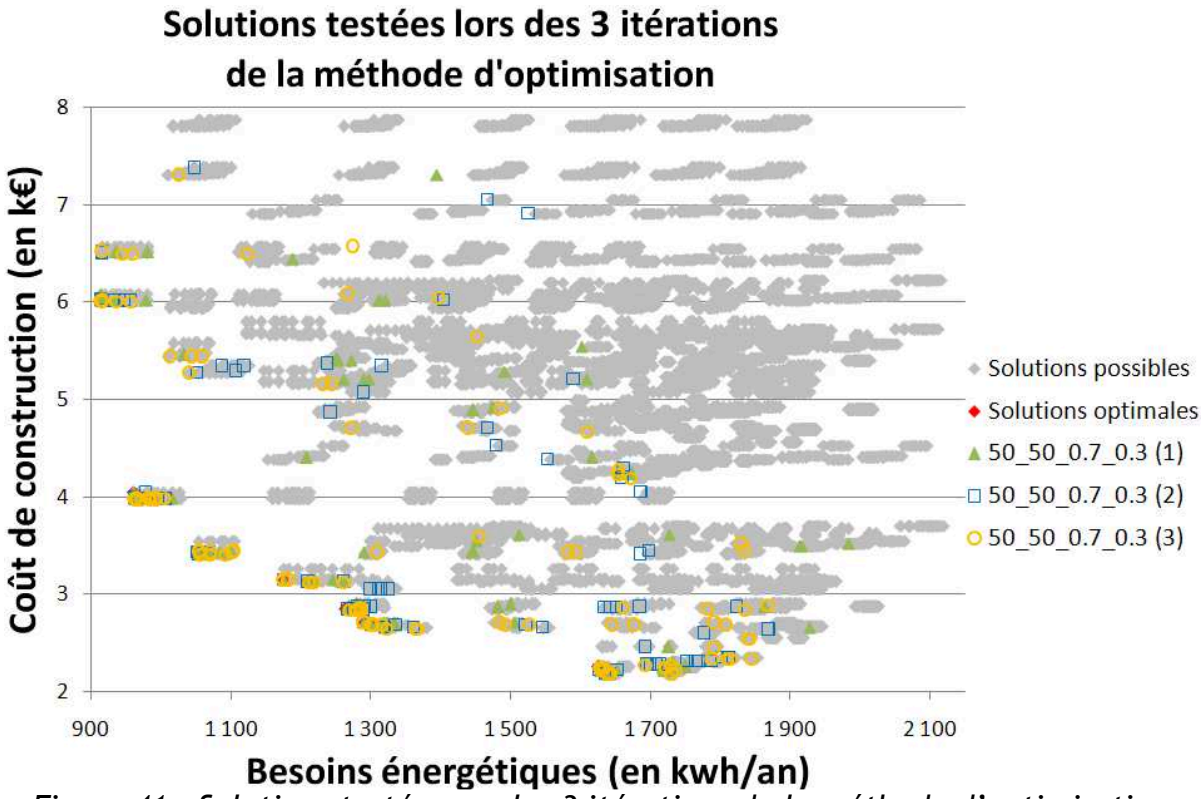


Figure 41 : Solutions testées par les 3 itérations de la méthode d'optimisation

Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)	Ecart entre les solutions optimales et la solution la plus proche obtenue par chaque optimisation					
		50_30_0,7_0,3 (1)		50_30_0,7_0,3 (2)		50_30_0,7_0,3 (3)	
		Energie	Cout	Energie	Cout	Energie	Cout
914,1	6026,8	x	x	x	x	x	x
914,5	6018,4	x	x	x	x	x	x
915,5	6008,9	x	x	x	x	x	x
961,5	4047,1	x	x	1,6 (0,2%)	-61,0 (-1,5%)	0,7 (0,1%)	-52,5 (-1,3%)
962,2	3994,6	x	x	0,9 (0,1%)	-8,5 (-0,2%)	x	x
963,1	3986,1	x	x	x	x	x	x
964,4	3976,7	x	x	x	x	x	x
1052,6	3429,1	x	x	x	x	x	x
1054,3	3410,6	x	x	x	x	x	x
1175,9	3147,1	x	x	x	x	x	x
1210,6	3128,6	x	x	x	x	x	x
1263,4	2844,5	5,8 (0,5%)	27,6 (1,0%)	3,9 (0,3%)	0	3,9 (0,3%)	0
1290,2	2708,8	x	x	x	x	10,7 (0,8%)	-24,7 (-0,9%)
1300,9	2684,1	x	x	x	x	x	x
1321,2	2656,5	x	x	x	x	x	x
1626,4	2253,9	1,7 (0,1%)	0	10,2 (0,6%)	-69,5 (-3,1%)	x	x
1628,1	2221,1	1,4 (0,1%)	0	8,5 (0,5%)	-36,7 (-1,7%)	x	x
1632,9	2184,4	3,8 (0,2%)	0	3,7 (0,2%)	0	3,7 (0,2%)	0

Tableau 38 : Ecarts entre les solutions optimales et les solutions obtenues par les 3 optimisations au bout de 30 générations

Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)	Ecart entre les solutions de 50_50_0,7_0,3 (1) et la solution la plus proche des 2 autres optimisations		Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0,7_0,3 (1) et les 2 autres optimisations			
		50_50_0,7_0,3 (2)	50_50_0,7_0,3 (3)	50_50_0,7_0,3 (2)		50_50_0,7_0,3 (3)	
				Energie	Cout	Energie	Cout
914,1	6026,8	x	x	x	x	x	x
914,5	6018,4	x	x	x	x	x	x
915,5	6008,9	x	x	x	x	x	x
961,5	4047,1	1 paramètre	1 paramètre	0,7 (0,1%)	-52,5 (-1,3%)	0,7 (0,1%)	-52,5 (-1,3%)
962,2	3994,6	x	x	x	x	x	x
963,1	3986,1	x	x	x	x	x	x
964,4	3976,7	x	x	x	x	x	x
1052,6	3429,1	x	x	x	x	x	x
1054,3	3410,6	x	x	x	x	x	x
1175,9	3147,1	x	x	x	x	x	x
1210,6	3128,6	x	x	x	x	x	x
1269,2	2872,1	2 paramètres	2 paramètres	-1,9 (-0,1%)	27,6 (1,0%)	-1,9 (-0,1%)	27,6 (1,0%)
1290,2	2708,8	x	x	x	x	x	x
1300,9	2684,1	x	x	x	x	x	x
1321,2	2656,5	x	x	x	x	x	x
1628,1	2253,9	2 paramètres	1 paramètre	0,0 (0,0%)	32,8 (1,5%)	-1,7 (-0,1%)	0
1629,5	2221,1	1 paramètre	1 paramètre	-1,4 (-0,1%)	0	-1,4 (-0,1%)	0
1636,7	2184,4	1 paramètre	1 paramètre	-0,1 (0,0%)	0	-0,1 (0,0%)	0

Tableau 39 : Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (1) et celles obtenues par les 2 autres optimisations

Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)	Ecart entre les solutions de 50_50_0,7_0,3 (2) et la solution la plus proche des 2 autres optimisations		Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0,7_0,3 (2) et les 2 autres optimisations			
		50_50_0,7_0,3 (1)	50_50_0,7_0,3 (3)	50_50_0,7_0,3 (1)		50_50_0,7_0,3 (3)	
				Energie	Cout	Energie	Cout
914,1	6026,8	x	x	x	x	x	x
914,5	6018,4	x	x	x	x	x	x
915,5	6008,9	x	x	x	x	x	x
962,2	3994,6	x	x	x	x	x	x
963,1	3986,1	x	x	x	x	x	x
964,4	3976,7	x	x	x	x	x	x
1052,6	3429,1	x	x	x	x	x	x
1054,3	3410,6	x	x	x	x	x	x
1175,9	3147,1	x	x	x	x	x	x
1210,6	3128,6	x	x	x	x	x	x
1267,3	2844,5	2 paramètres	x	1,9 (0,1%)	-27,6 (-1,0%)	x	x
1290,2	2708,8	x	x	x	x	x	x
1300,9	2684,1	x	x	x	x	x	x
1321,2	2656,5	x	x	x	x	x	x
1628,1	2221,1	1 paramètre	x	1,4 (0,1%)	0	x	x
1636,6	2184,4	1 paramètre	x	0,1 (0,0%)	0	x	x

Tableau 40 : Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (2) et celles obtenues par les 2 autres optimisations

Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)	Ecart entre les solutions de 50_50_0,7_0,3 (3) et la solution la plus proche des 2 autres optimisations		Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0,7_0,3 (3) et les 2 autres optimisations			
		50_50_0,7_0,3 (1)	50_50_0,7_0,3 (2)	50_50_0,7_0,3 (1)		50_50_0,7_0,3 (2)	
				Energie	Cout	Energie	Cout
914,1	6026,8	x	x	x	x	x	x
914,5	6018,4	x	x	x	x	x	x
915,5	6008,9	x	x	x	x	x	x
962,2	3994,6	x	x	x	x	x	x
963,1	3986,1	x	x	x	x	x	x
964,4	3976,7	x	x	x	x	x	x
1052,6	3429,1	x	x	x	x	x	x
1054,3	3410,6	x	x	x	x	x	x
1175,9	3147,1	x	x	x	x	x	x
1210,6	3128,6	x	x	x	x	x	x
1267,3	2844,5	2 paramètres	x	1,9 (0,1%)	-27,6 (-1,0%)	x	x
1290,2	2708,8	x	x	x	x	x	x
1300,9	2684,1	x	x	x	x	x	x
1321,2	2656,5	x	x	x	x	x	x
1626,4	2253,9	1 paramètre	1 paramètre	1,7 (0,1%)	0	1,7 (0,1%)	-32,8 (1,5%)
1628,1	2221,1	1 paramètre	x	1,4 (0,1%)	0	x	x
1636,6	2184,4	1 paramètre	x	0,1 (0,0%)	0	x	x

Tableau 41 : Ecart entre les solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (3) et celles obtenues par les 2 autres optimisations

Inertie	Conductance de la paroi extérieure (en W/m².K)	Coefficient d'absorption CLO des parois intérieures	Taille de la fenêtre	Type de fenêtre	Longueur de la casquette	Position de la protection solaire	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)
Lourde	DVBE	Intérieur	0,2	0,3	0%	80%	914,1	6026,8
Lourde	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	80%	914,5	6018,4
Lourde	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	80%	915,5	6008,9
Légère	DVBE	Intérieur	0,1	0,3	0%	80%	961,5	4047,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,2	0,3	0%	80%	962,2	3994,6
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	80%	963,1	3986,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	80%	964,4	3976,7
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	60%	1052,6	3429,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	60%	1054,3	3410,6
Légère	DV	Extérieur	0,3	0,3	0%	60%	1175,9	3147,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	0%	60%	1210,6	3128,6
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	20%	40%	1269,2	2872,1
Légère	DV	Extérieur	0,2	0,3	0%	40%	1290,2	2708,8
Légère	DV	Extérieur	0,3	0,3	0%	40%	1300,9	2684,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	0%	40%	1321,2	2656,5
Légère	DV	Intérieur	0,2	0,3	20%	20%	1628,1	2253,9
Légère	DV	Intérieur	0,3	0,3	20%	20%	1629,5	2221,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	10%	20%	1636,7	2184,4

Solutions optimales

Paramètres variant par rapport à une solution optimale

Tableau 42 : Solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (1)

Inertie	Conductance de la paroi extérieure (en W/m².K)	Coefficient d'absorption CLO des parois intérieures	Taille de la fenêtre	Type de fenêtre	Longueur de la casquette	Position de la protection solaire	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)
Lourde	DVBE	Intérieur	0,2	0,3	0%	80%	914,1	6026,8
Lourde	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	80%	914,5	6018,4
Lourde	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	80%	915,5	6008,9
Légère	DVBE	Intérieur	0,2	0,3	0%	80%	962,2	3994,6
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	80%	963,1	3986,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	80%	964,4	3976,7
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	60%	1052,6	3429,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	60%	1054,3	3410,6
Légère	DV	Extérieur	0,3	0,3	0%	60%	1175,9	3147,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	0%	60%	1210,6	3128,6
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	40%	1267,3	2844,5
Légère	DV	Extérieur	0,2	0,3	0%	40%	1290,2	2708,8
Légère	DV	Extérieur	0,3	0,3	0%	40%	1300,9	2684,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	0%	40%	1321,2	2656,5
Légère	DV	Intérieur	0,3	0,3	5%	20%	1628,1	2221,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	5%	20%	1636,6	2184,4

Solutions optimales

Paramètres variant par rapport à une solution optimale

Tableau 43 : Solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (2)

Inertie	Conductance de la paroi extérieure (en W/m².K)	Coefficient d'absorption CLO des parois intérieures	Taille de la fenêtre	Type de fenêtre	Longueur de la casquette	Position de la protection solaire	Besoins énergétiques (en kWh/an)	Coût de construction (en €)
Lourde	DVBE	Intérieur	0,2	0,3	0%	80%	914,1	6026,8
Lourde	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	80%	914,5	6018,4
Lourde	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	80%	915,5	6008,9
Légère	DVBE	Intérieur	0,2	0,3	0%	80%	962,2	3994,6
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	80%	963,1	3986,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	80%	964,4	3976,7
Légère	DVBE	Intérieur	0,3	0,3	0%	60%	1052,6	3429,1
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	60%	1054,3	3410,6
Légère	DV	Extérieur	0,3	0,3	0%	60%	1175,9	3147,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	0%	60%	1210,6	3128,6
Légère	DVBE	Intérieur	0,5	0,3	0%	40%	1267,3	2844,5
Légère	DV	Extérieur	0,2	0,3	0%	40%	1290,2	2708,8
Légère	DV	Extérieur	0,3	0,3	0%	40%	1300,9	2684,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	0%	40%	1321,2	2656,5
Légère	DV	Intérieur	0,2	0,3	5%	20%	1626,4	2253,9
Légère	DV	Intérieur	0,3	0,3	5%	20%	1628,1	2221,1
Légère	DV	Extérieur	0,5	0,3	5%	20%	1636,6	2184,4

Solutions optimales

Paramètres variant par rapport à une solution optimale

Tableau 44 : Solutions obtenues par l'optimisation 50_50_0.7_0.3 (3)

3 Annexe : Présentation du test de Mann-Whitney

L'objectif de cette annexe est de présenter le test de Mann-Whitney en évoquant ses caractéristiques, son fonctionnement et la manière d'interpréter les résultats issus de sa mise en œuvre. Pour une présentation plus détaillée de ce test et une comparaison avec d'autres méthodes d'analyse statistique, on peut se reporter à [90].

Le test de Mann-Whitney est un test non paramétrique de comparaison de populations. L'objectif premier des tests de comparaison est de déterminer si des échantillons sont issus d'une même population relativement à une variable d'intérêt donnée. Les tests de comparaison, aussi appelés tests d'homogénéité, sont donc utilisés pour savoir si deux ensembles de solutions sont comparables du point de vue d'une des caractéristiques des solutions.

Le test de Mann-Whitney appartient aux tests de comparaison non paramétriques, c'est-à-dire pour lesquels on ne fait aucune hypothèse sur la distribution des variables étudiées. Cela signifie que la qualité des résultats de ce test ne dépend pas à priori de la distribution sous-jacente des données. L'utilisation de ce test suppose l'indépendance des échantillons étudiés.
On considère deux échantillons Ω_1 et Ω_2. La variable d'intérêt étudiée est notée X, la valeur prise par cette variable pour l'observation i est notée x_i. Le fonctionnement générique d'un test d'homogénéité peut être décomposé en plusieurs étapes.

1. Enoncé de l'hypothèse nulle H0 et de l'hypothèse alternative H1. L'hypothèse nulle correspond à l'égalité des distributions des variables d'intérêt et l'hypothèse alternative correspond pour un test bilatéral à l'inégalité des distributions. Le test d'hypothèse s'écrit alors comme suit :
   H0 : $F_1(x) = F_2(x)$
   H1 : $F_1(x) \neq F_2(x)$
   avec $F_k(x)$ la fonction de répartition de la variable d'intérêt X dans la sous population associée à l'échantillon Ω_k.
2. Calcul d'une variable de décision correspondant à une mesure de la distance entre les deux échantillons. Plus cette distance est grande, moins l'hypothèse H0 est probable.
3. Calcul de la probabilité en supposant H0 vraie, d'obtenir une valeur de la variable de décision au moins aussi grande que la valeur de la statistiques obtenue avec l'échantillon étudié. Cette probabilité est appelée la valeur p.
4. Conclusion du test en fonction d'un risque seuil α_{seuil} en dessous duquel on est prêt à rejeter H0. Si la valeur p est inférieure à α, l'hypothèse nulle est rejetée. Si la valeur p est supérieure à α, H0 peut être acceptée avec un risque de se tromper de α.

Le test de Mann-Whitney repose sur la notion de rang. L'idée est de substituer aux valeurs leur numéro d'ordre dans l'ensemble des données. On associe pour cela à la valeur x_i de l'individu i le rang r_i. Pour rappeler l'appartenance de l'individu i à l'échantillon Ω_k, on associe à la valeur x_{ik} le rang r_{ik} même si le rang est toujours calculé en référence à l'ensemble de l'échantillon Ω rassemblant les échantillons $\Omega_1$et Ω_2.

A partir du classement par rang de l'ensemble des individus, on peut définir la somme des rangs pour chaque échantillon :
$S_k = \sum_{i=1}^{n_k} r_{ik}$ avec n_k le nombre d'individus appartenant à l'échantillon Ω_k.
Pour traiter les ex-æquo, deux approches sont possibles. La méthode des rangs aléatoires attribue aléatoirement un rang aux observations confondues. La méthode des rangs moyens attribue aux valeurs identiques la moyenne de leurs rangs.

La statistique de Mann-Whitney utilisant la somme des rangs, elle nécessite le calcul des quantités suivantes :
$U_1 = S_1 - \frac{n_1*(n_1+1)}{2}$ $\qquad$ $U_2 = S_2 - \frac{n_2*(n_2+1)}{2}$

Par convention, la statistique de Mann-Whitney, notée U, correspond à la plus petite quantité soit :
U = min(U1, U2)
Lorsque l'hypothèse nulle est vraie, l'espérance et la variance de U s'écrivent :
$E(U) = \frac{1}{2} n_1 n_2$
$V(U) = \frac{1}{12}(n_1 + n_2 + 1) * n_1 n_2$

La région critique du test correspond alors aux valeurs de U exagérément élevées ou exagérément faible par rapport à son espérance.
Lorsque les tailles des échantillons sont assez importantes, la distribution de la statistique U converge vers la loi normale de moyenne E(U) et de variance V(U). Selon les sources, cette convergence est observée pour des tailles d'échantillons supérieures à 10 ou 20 individus.
Pour un test bilatéral, il est alors possible de définir la statistique centrée réduite Z :

$$Z = \frac{U - \frac{1}{2} n_1 n_2}{\sqrt{\frac{1}{12}(n_1 + n_2 + 1) * n_1 n_2}}$$

La région critique du test au niveau de signification α est définie par :
R.C. : $|Z| \geq u_{1-\alpha/2}$ où u1-α/2 est le quantile d'ordre 1-α/2 de la loi normale centrée réduite.
Un seuil de signification de 5% est souvent considéré comme acceptable.
Dans ce cas, pour accepter Ho avec un risque α égal à 5%, il faut que $|Z| \leq 1{,}96$(car $u_{0,975}$ = 1,96), où que la probabilité p soit supérieure à 5%.

4 Annexe : Evolution des applications Base 2 et Base 3 au cours des générations

Le but de cette annexe est d'estimer la sensibilité de l'algorithme génétique au nombre de génération via les applications Base 2 et Base 3 comme cela a été fait pour l'application Base 1 au paragraphe 4.2.2.1.

4.1 Evolution de l'application Base 2 au cours des générations

Les Figure 42 et Figure 43 montrent que pour l'application Base 2 comme pour l'application Base 1, l'amélioration des solutions testées au fil des générations est de plus en plus lente jusqu'à la génération 50, génération à partir de laquelle cette évolution est à peine perceptible par une analyse visuelle.
Le zoom sur la Figure 43 montre que sur l'intervalle de besoins énergétiques [95 ; 103] l'application Base 2 réussie à obtenir des solutions équivalentes à celles de la génération 50 de l'application Base 3 mais les solutions obtenues par l'application Base 3 sur cette intervalle sont encore globalement meilleures.

Les tests de Mann-Whitney de comparaison des ensembles de solutions obtenues pour l'application Base 2 et pour les générations 30, 50 et 100 (cf. Tableau 45) semblent montrer que les ensembles de solutions obtenus pour ces 3 générations sont similaires mais le Tableau 46 montre comme pour l'application Base1 que les solutions obtenues à la génération 30 sont majoritairement dominés par les solutions obtenues à la génération 100. La génération 50 apparaît encore comme un bon compromis en améliorant 40% des solutions obtenues à la génération 30 et en obtenant 44% de solutions en plus en seulement 20 générations supplémentaires alors que l'écart entre les générations 50 et 100 est plus faible mais nécessite 50 générations supplémentaires.

Générations comparées	Energie	Coût
Génération 30 - Génération 50	36%	44%
Génération 50 - Génération 100	23%	26%
Génération 30 - Génération 100	7%	5%

Tableau 45 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 2 à différentes générations

Application Base 2	Nombre de solutions obtenues par l'application	Nombre de solutions dominées par la génération 50	Nombre de solutions dominées par la génération 100
Génération 30	68	33 (40%)	48 (71%)
Génération 50	98	-	34 (35%)
Génération 100	109	-	-

Tableau 46 : Analyse de la convergence de l'application en fonction du nombre de génération pour l'application Base 2

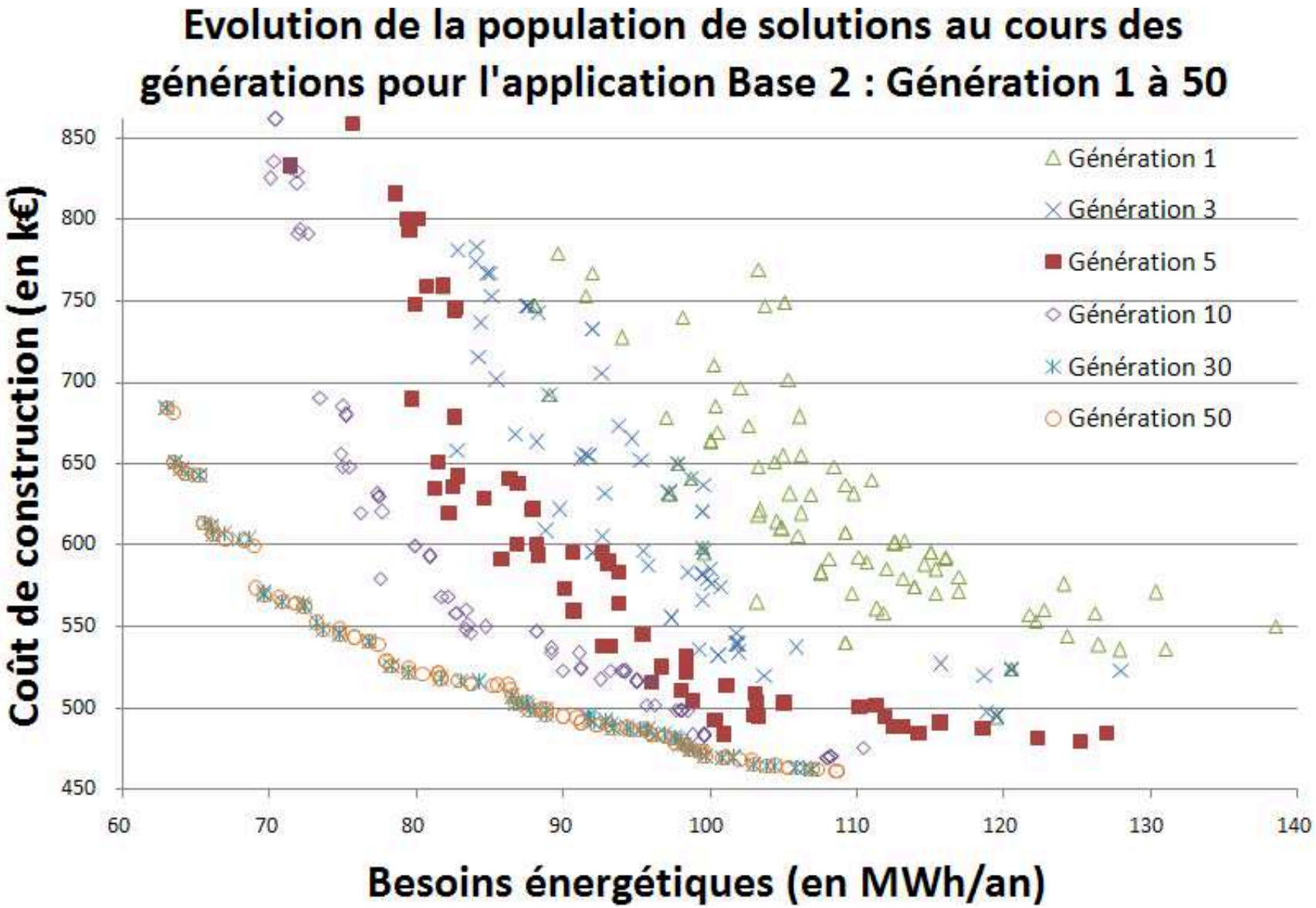


Figure 42 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 2 (Génération 1 à 50)

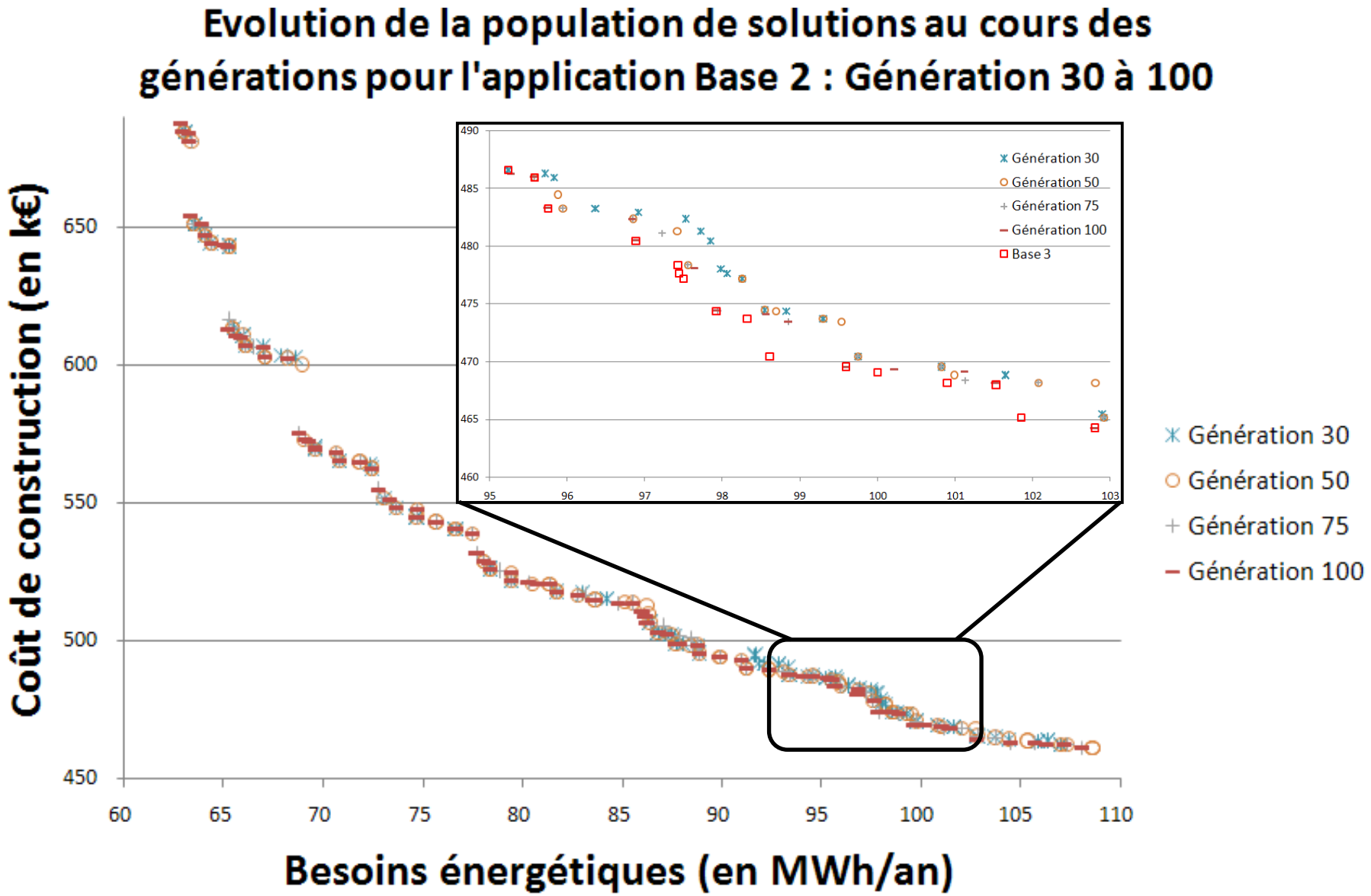


Figure 43 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 2 (Génération 30 à 100)

4.2 Evolution de l'application Base 3 au cours des générations

Les Figure 44 et Figure 45 montrent que pour l'application Base 2 comme pour l'application Base 1, l'amélioration des solutions testées au fil des générations est de plus en plus lente jusqu'à la génération 50, génération à partir de laquelle cette évolution est à peine perceptible par une analyse visuelle des graphiques.

Le test de Mann-Whitney (cf. Tableau 48) valide comme pour Base1 et Base 2, l'hypothèse de similitude entre les ensembles de solutions obtenues mais la comparaison des solutions non dominées obtenues par les différentes générations montre qu'une part importante des solutions obtenues à la génération 30 est dominée par les solutions obtenues aux générations 50 et 100. La génération 50 apparaît encore comme un bon compromis entre la précision de la convergence et le temps de calcul.

Générations comparées	Energie	Coût
Génération 30 - Génération 50	79%	62%
Génération 50 - Génération 100	79%	77%
Génération 30 - Génération 100	60%	44%

Tableau 47 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 3 à différentes générations

Application Base 3	Nombre de solutions obtenues par l'application	Nombre de solutions dominées par la génération 50	Nombre de solutions dominées par la génération 100
Génération 30	59	36 (61%)	37 (63%)
Génération 50	84	-	11 (13%)
Génération 100	107	-	-

Tableau 48 : Analyse de la convergence de l'application en fonction du nombre de génération pour l'application Base3

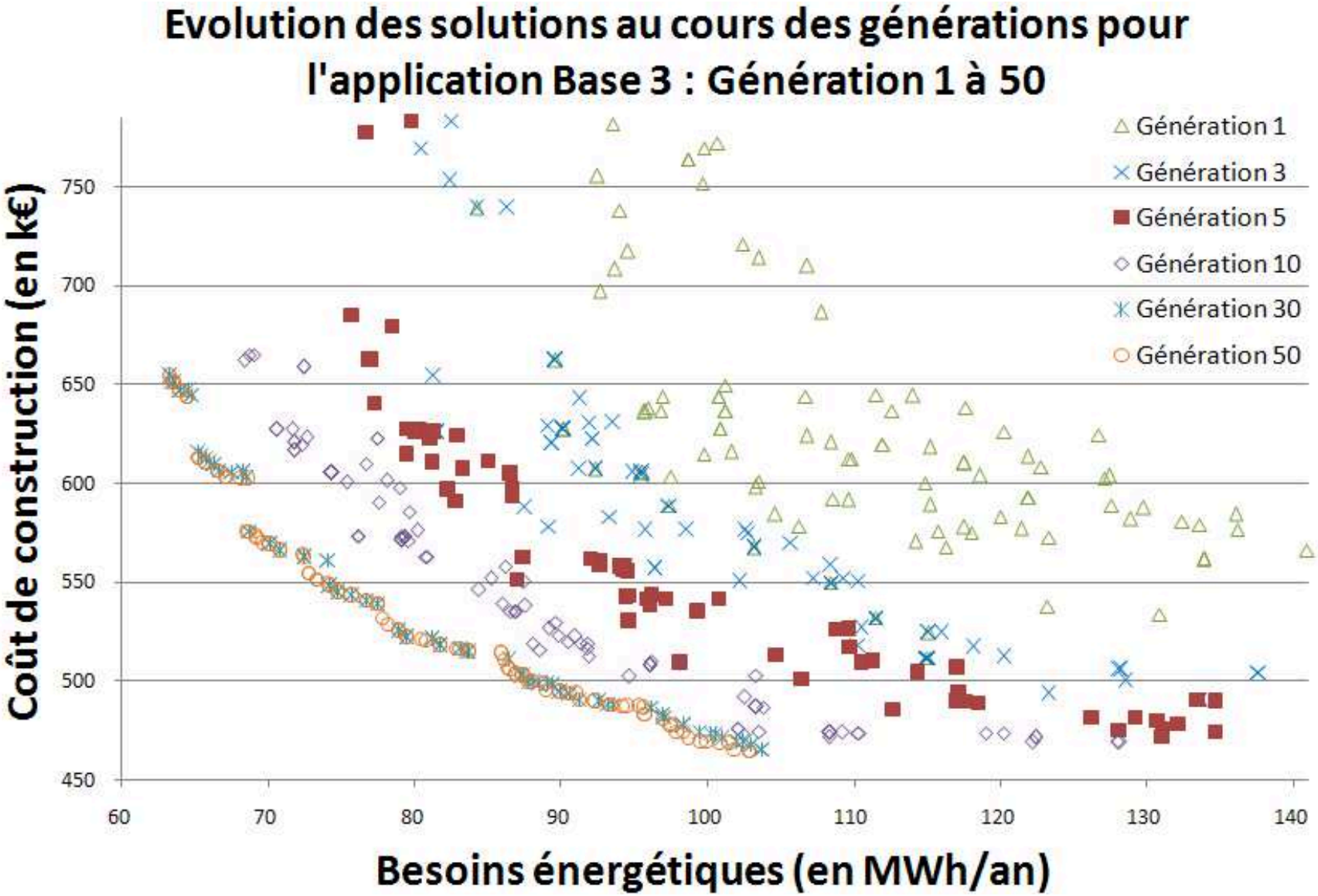


Figure 44 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 3 (Génération 1 à 50)

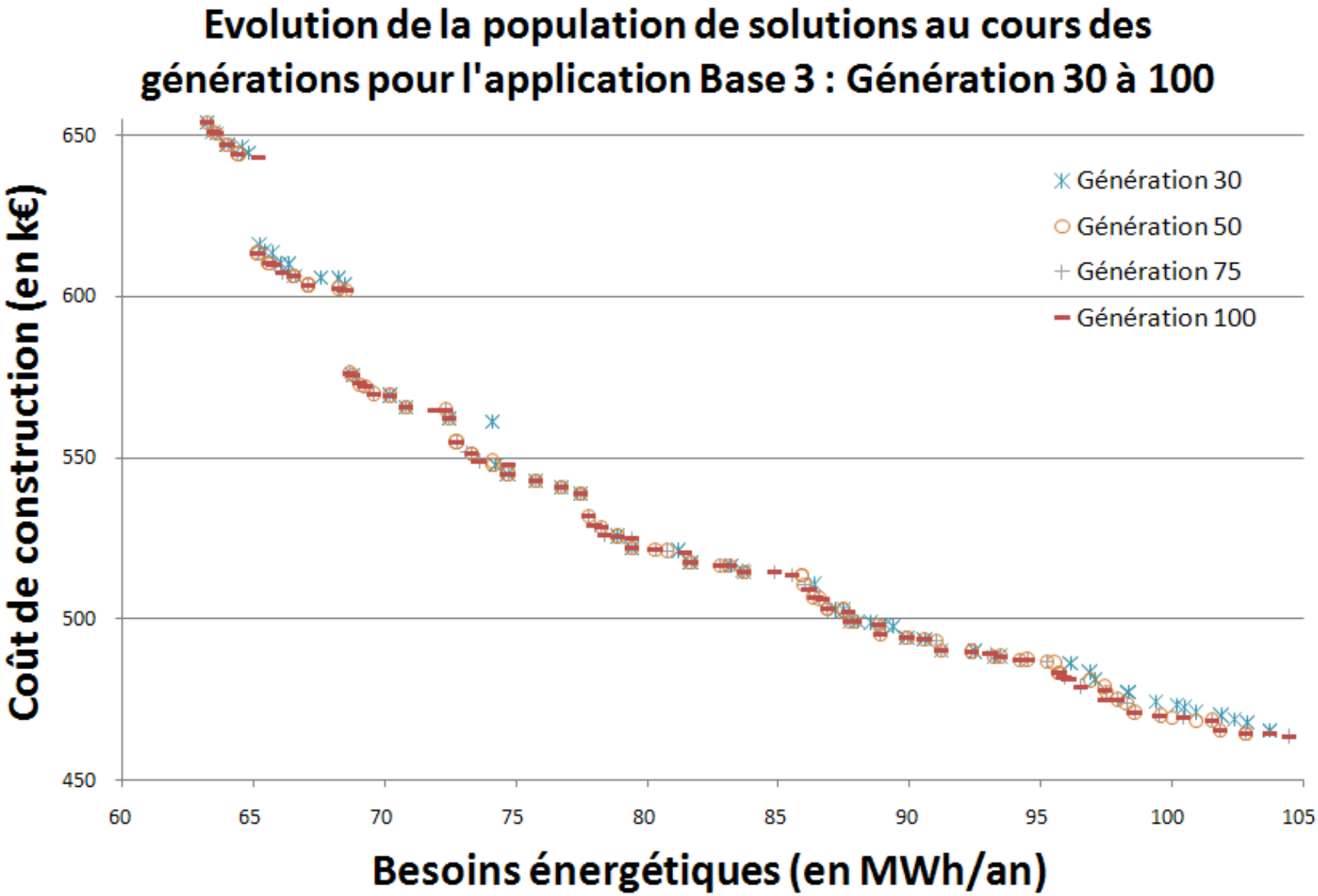


Figure 45 : Evolutions des solutions testées au cours des générations par l'application Base 3 (Génération 30 à 100)

5 Annexe : Résultats cas de test réaliste

Cette annexe regroupe des figures et des tableaux pouvant être utile à la compréhension de la partie « Mise en œuvre de la démarche ».

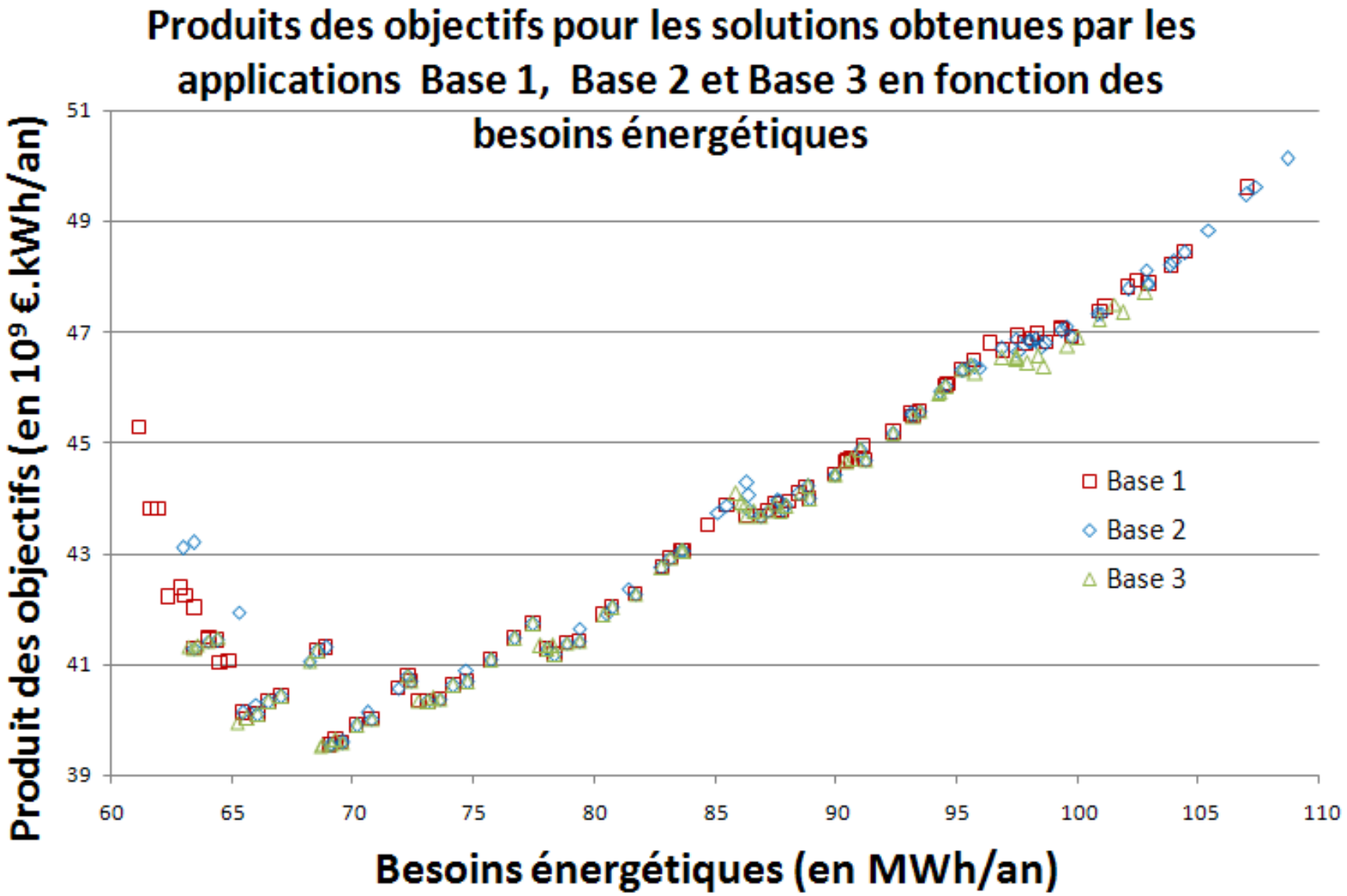


Figure 46 : Produits des 2 objectifs (cout et besoins énergétiques) en fonction des besoins énergétiques pour les solutions issues des applications Base 1, Base 2 et Base 3

Répartitions des allèles par paramètres Valeurs obtenues pour les générations 30, 50 et 100 de l'application Base 1						
Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4	Allèle 5	Allèle 6
Position store	0%	**100%**				
Absorption solaire des parois internes	**100%**	0%	0%	0%	0%	0%
Longueur casquette façade 4	37% - 64% - 88%	35% - 25% - 9%	3% - 5% - 0%	10% - 4% - 3%	16% - 1% - 0%	0%
Taille de fenêtre façade 4	**100%**	0%	0%	0%		
Longueur casquette façade 1	48% - 85% -94%	49% - 15% - 6%	3% - 0% - 0%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 1	52% - 46% - 44%	14% - 16% - 18%	33% - 38% - 38%	0%		
Longueur casquette façade 3	52% - 96% - 97%	41% - 3% - 2%	6% - 1% - 1%	0%	0%	0%
Taille de fenêtre façade 3	25% - 20% - 20%	49% - 47% - 47%	16% - 29% -29%	10% - 4% - 4%		
Isolation du mur extérieur	0%	0%	29% - 27% - 26%	71% - 73% - 74%		
Isolation du plancher bas	98% - 96% - 89%	2% - 4% - 11%	0%	0%		
Isolation du toit	2% - 1% - 0%	13% - 12% - 10%	65% - 52% - 47%	21% - 35% - 43%		
Orientation	0%	0%	0%	**100%**		
Inertie plancher bas	0%	0%	**100%**			
Inertie toiture	94% - 88% - 77%	0% - 2% - 13%	6% - 10% - 11%			
Inertie murs extérieurs	**100%** - 99% - 99%	0% - 1% - 1%	0%			
Inertie planchers intermédiaires	0%	0%	**100%**			
Inertie cloisons	0%	0%	**100%**			
Type de fenêtre façade 4	59% - 57% - 48%	30% - 33% - 32%	11% - 11% - 20%			
Type de fenêtre façade 1	70% - 61% - 62%	5% - 12% - 11%	25% - 27% - 28%			
Type de fenêtre façade 3	56% - 51% - 53%	14% - 21% - 17%	30% - 28% - 30%			

Ecart entre le minimum et le maximum	Niveau de valeurs
>50%	**= 100%**
25%<écart ≤ 50%	**75% ≤ valeurs < 100%**
10% ≤ écart ≤ 25%	**50% ≤ valeurs < 75%**

Tableau 49 : Répartitions des allèles par paramètres - Valeurs obtenues pour les générations 30, 50 et 100 de l'application Base 1

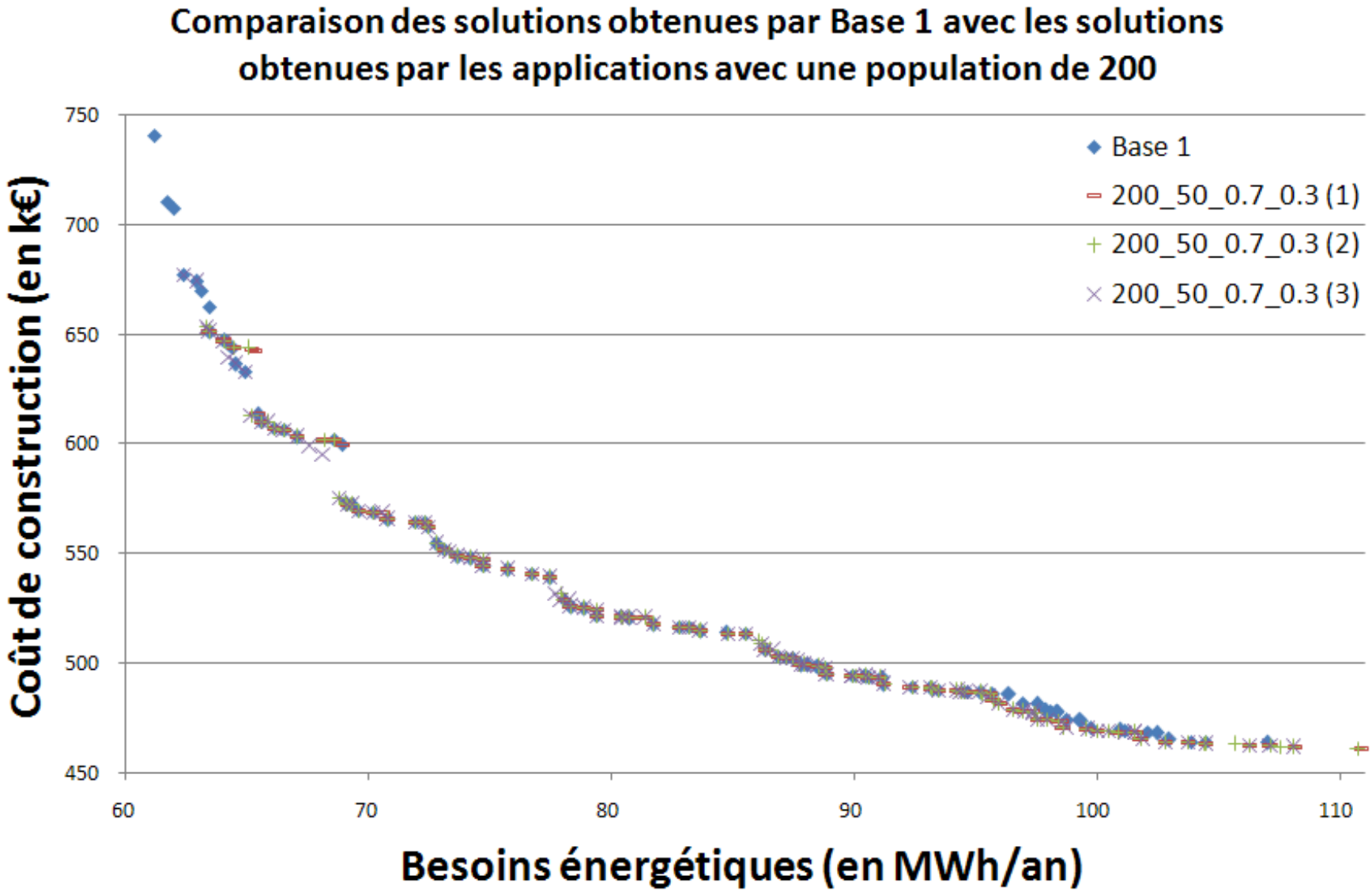


Figure 47 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications avec des populations de 200

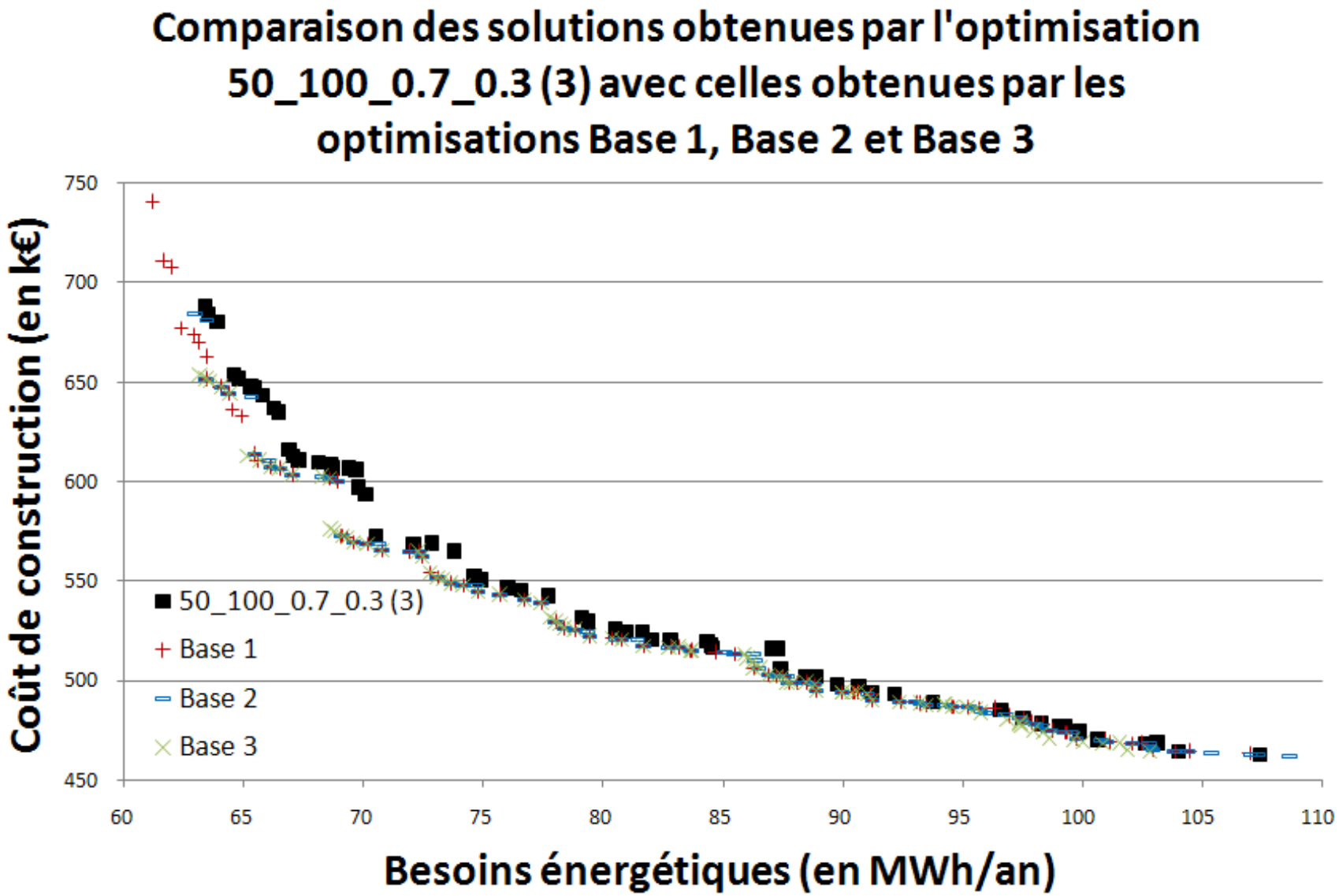


Figure 48 : Comparaison des solutions obtenues par l'application 50_100_0.7_0.3 (3) avec celles obtenues par les applications Base 1, Base 2 et Base 3

Applications testées	Valeur p pour les besoins énergétiques	Valeur p pour le coût
100_50_0,5_0,3 (1)	51%	48%
100_50_0,5_0,3 (2)	25%	9%
100_50_0,5_0,3 (3)	36%	50%
100_50_0,9_0,3 (1)	69%	78%
100_50_0,9_0,3 (2)	5%	6%
100_50_0,9_0,3 (3)	26%	10%

Tableau 50 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 2 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9

Applications testées	Valeur p pour les besoins énergétiques	Valeur p pour le coût
100_50_0,5_0,3 (1)	7%	8%
100_50_0,5_0,3 (2)	90%	44%
100_50_0,5_0,3 (3)	4%	9%
100_50_0,9_0,3 (1)	40%	44%
100_50_0,9_0,3 (2)	40%	38%
100_50_0,9_0,3 (3)	100%	54%

Tableau 51 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 3 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de croisement de 0,5 et de 0,9

Applications testées	Valeur p pour les besoins énergétiques	Valeur p pour le coût
100_50_0,7_0,1 (1)	9%	11%
100_50_0,7_0,1 (2)	72%	79%
100_50_0,7_0,1 (3)	86%	47%
100_50_0,7_0,5 (1)	35%	31%
100_50_0,7_0,5 (2)	69%	67%
100_50_0,7_0,5 (3)	80%	80%

Tableau 52 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 2 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5

Applications testées	Valeur p pour les besoins énergétiques	Valeur p pour le coût
100_50_0,7_0,1 (1)	0,3%	0,6%
100_50_0,7_0,1 (2)	12%	18%
100_50_0,7_0,1 (3)	22%	86%
100_50_0,7_0,5 (1)	86%	100%
100_50_0,7_0,5 (2)	47%	55%
100_50_0,7_0,5 (3)	16%	19%

Tableau 53 : Comparaison par le test de Mann-Whitney des solutions obtenues par l'application Base 3 avec celles obtenues pour des applications avec des probabilités de mutation de 0,1 et de 0,5

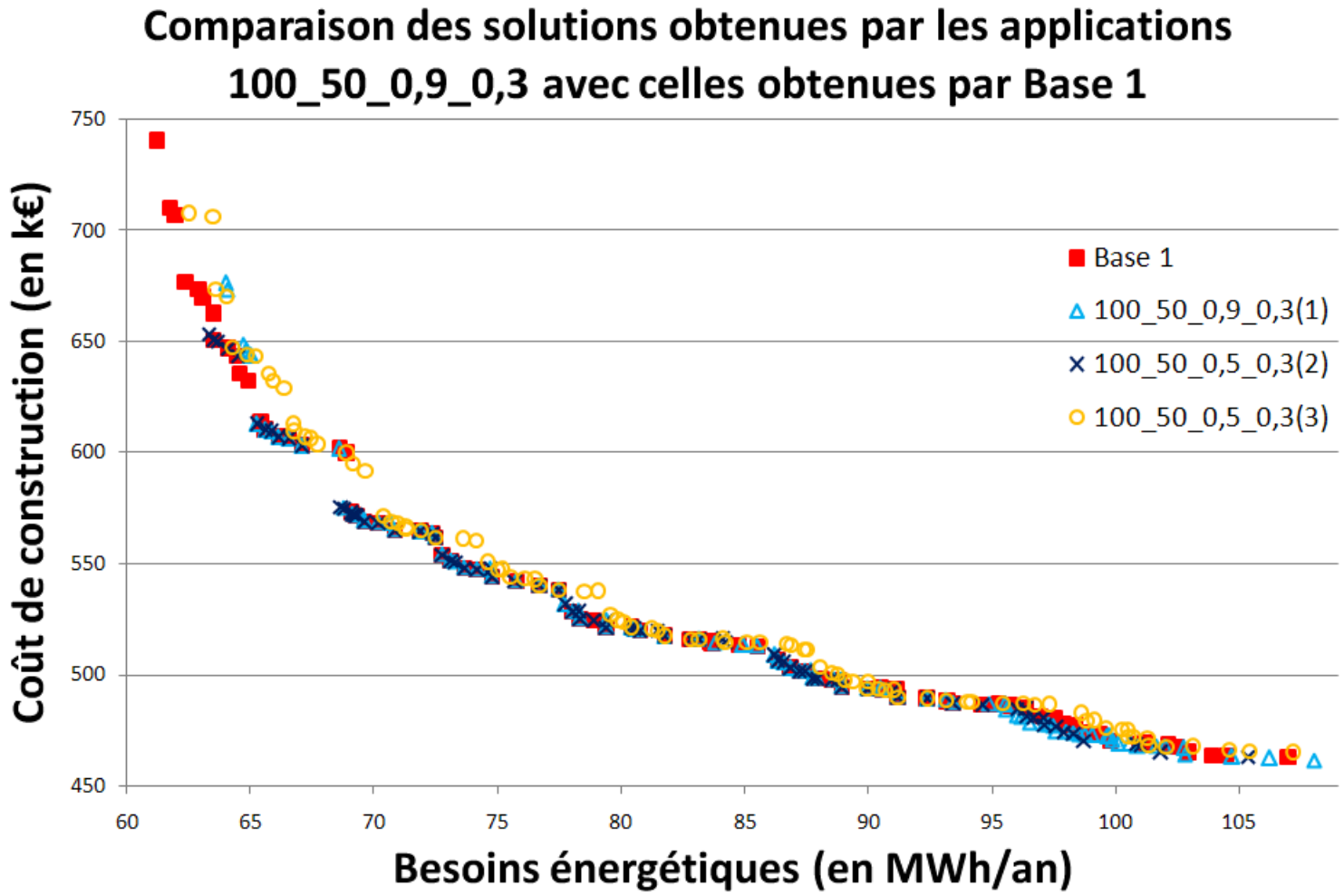


Figure 49 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications 100_50_0.9_0.3 (1), 100_50_0.9_0.3 (2) et 100_50_0.9_0.3 (3)

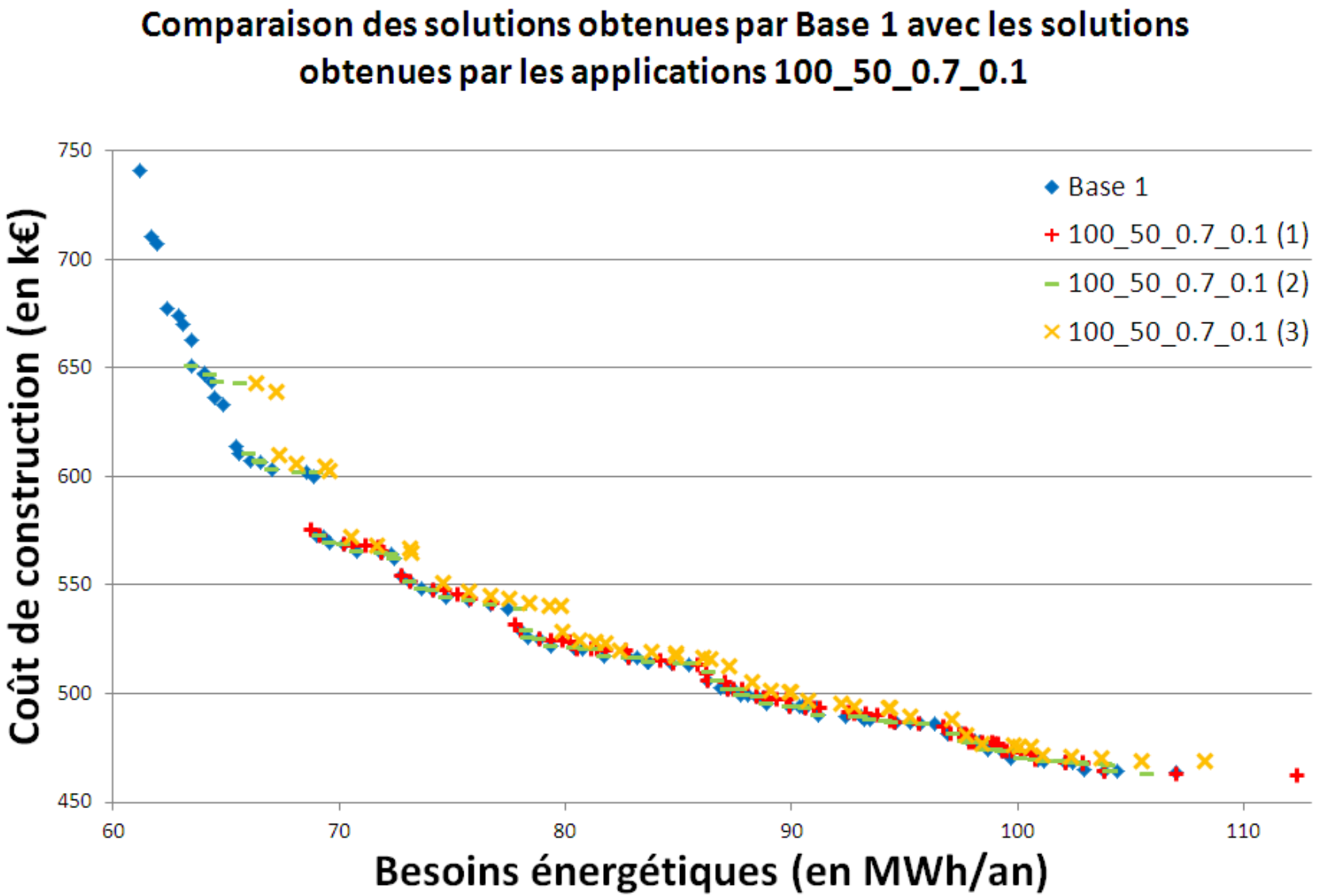


Figure 50 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications 100_50_0.7_0.1 (1), 100_50_0.7_0.1 (2) et 100_50_0.7_0.1 (3)

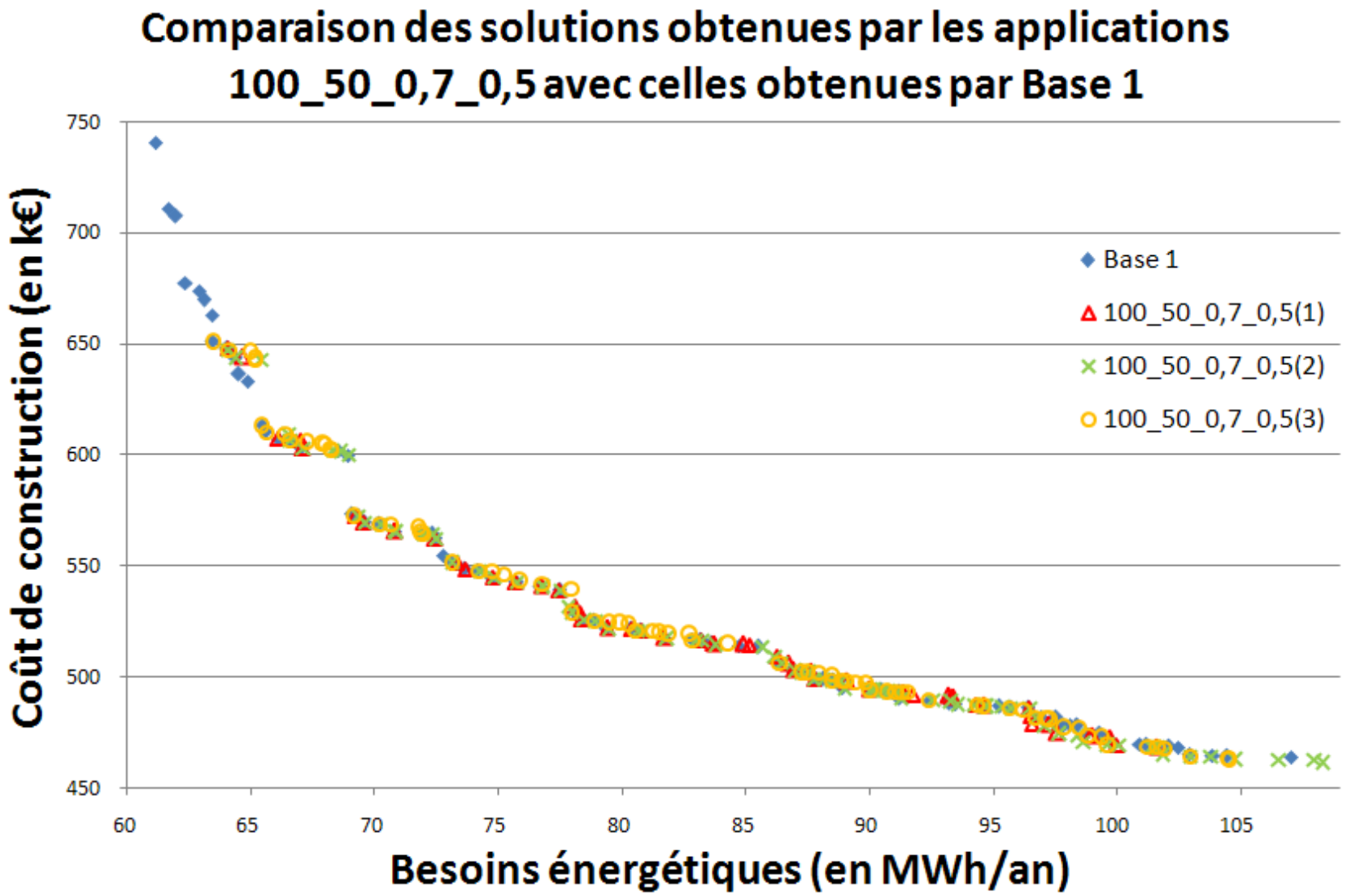


Figure 51 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec les solutions obtenues par les applications 100_50_0.7_0.5 (1), 100_50_0.7_0.5 (2) et 100_50_0.7_0.5 (3)

Paramètres	Allèle 1	Allèle 2	Allèle 3	Allèle 4	Allèle 5	Allèle 6	Allèle 7	Allèle 8	Allèle 9
Position store	0%	100%							
Absorption solaire des parois internes	100%	0%	0%	0%	0%	0%			
Longueur casquette façade 4	86%	13%	1%	0%	0%	0%			
Taille de fenêtre façade 4	100%	0%	0%	0%					
Longueur casquette façade 1	90%	7%	3%	0%	0%	0%			
Taille de fenêtre façade 1	53%	20%	27%	0%					
Longueur casquette façade 3	100%	0%	0%	0%	0%	0%			
Taille de fenêtre façade 3	26%	52%	22%	0%					
Isolation du mur extérieur	0%	5%	25%	70%					
Isolation du plancher bas	90%	10%	0%	0%					
Isolation du toit	0%	16%	46%	38%					
Orientation	0%	0%	0%	0%	24%	25%	52%	0%	0%
Inertie plancher bas	0%	0%	100%						
Inertie toiture	86%	14%	0%						
Inertie murs extérieurs	100%	0%	0%						
Inertie planchers intermédiaires	0%	0%	100%						
Inertie cloisons	0%	0%	100%						
Type de fenêtre façade 4	50%	24%	26%						
Type de fenêtre façade 1	69%	0%	31%						
Type de fenêtre façade 3	55%	8%	37%						

Ecart entre la moyenne pour les 3 applications de base et l'application avec plus d'allèles pour le paramètre orientation	Niveau de valeurs
> 25%	100%
15% ≤ écart ≤ 25%	75% ≤ valeurs < 100%
	50% ≤ valeurs < 75%

Tableau 54 : Répartition des solutions par allèle pour chaque paramètre pour le problème avec plus d'allèles pour le paramètre « Orientation »

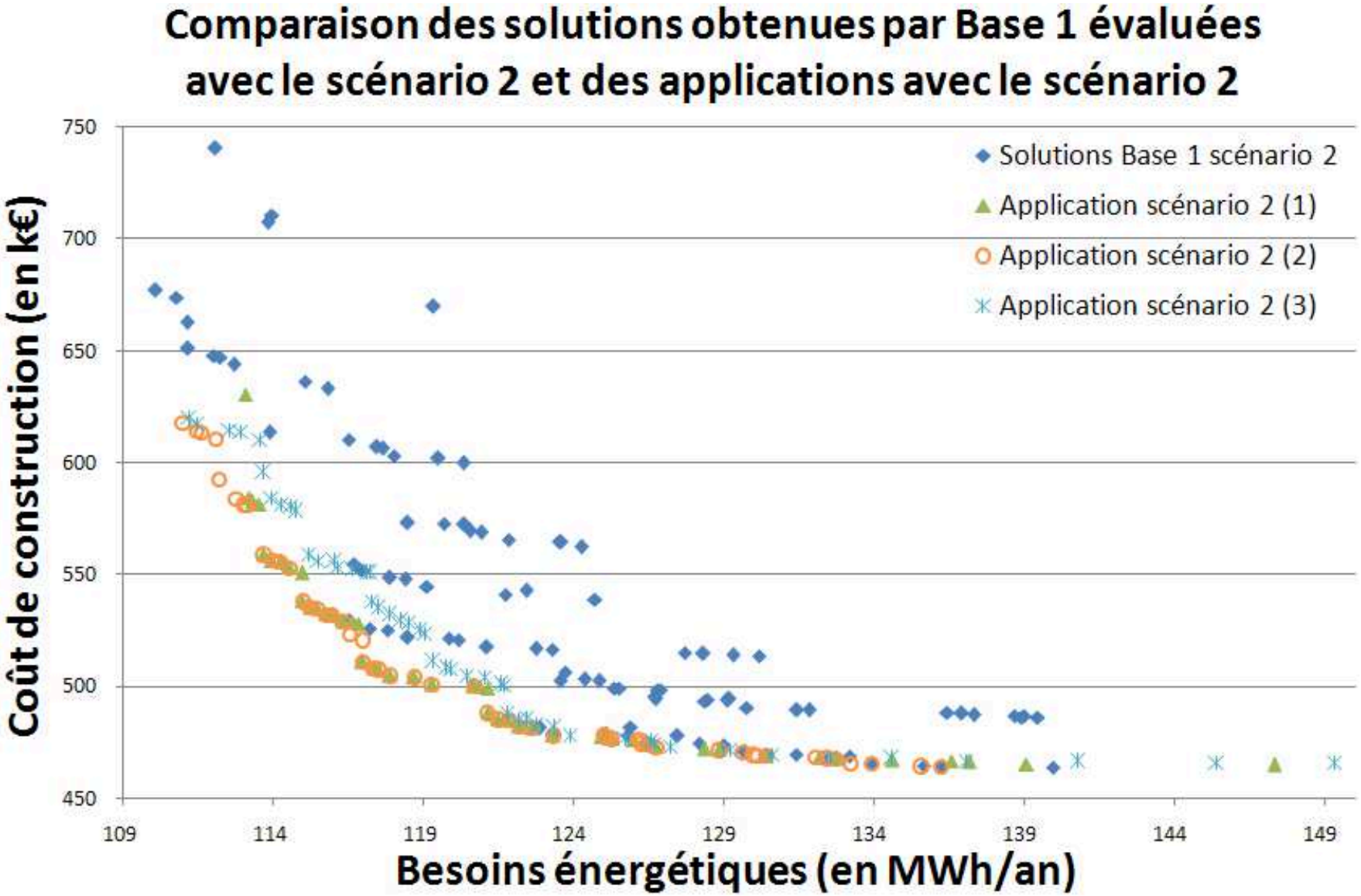


Figure 52 : Comparaison des solutions obtenues par Base 1 avec celles obtenues par les applications avec le scénario 2

FOLIO ADMINISTRATIF

THESE SOUTENUE DEVANT L'ECOLE NATIONALE DES TRAVAUX PUBLICS DE L'ETAT

NOM : Talbourdet DATE de SOUTENANCE : 25/09/2014

Prénoms : Fabien Damien Mathieu

TITRE : Développement d'une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtis performants

NATURE : Doctorat Numéro d'ordre : 2014-ENTP-0010

Ecole doctorale : MEGA

Spécialité : Thermique Énergétique

Cote B.I.U. - / et bis CLASSE :

RESUME :

Les demandes des usagers conjuguées à la réglementation nécessitent de concevoir des bâtiments de plus en plus confortables et économes en énergie. En parallèle de ces exigences, les réglementations concernant les bâtiments sont renforcées dans différents domaines (acoustique, sécurité incendie, risque sismique,…) afin d'obtenir des bâtiments plus sûrs et correspondant aux demandes des usagers. Les impacts conjugués de ces deux facteurs engendrent une complexification de la conception des bâtiments.

Cette thèse présente une démarche d'aide à la connaissance pour la conception de bâtis performants se basant sur une méthode d'optimisation. Cette démarche vise à ce que les architectes et les bureaux d'études aient une connaissance claire du potentiel de leur projet (exploration de solutions) en phase amont de conception, pour concevoir des bâtiments les plus performants possibles. Ce potentiel est évalué via des paramètres de la géométrie extérieure et intérieure ainsi que des caractéristiques énergétiques du bâti. La démarche leur permet également d'évaluer les avantages et inconvénients de différentes géométries et solutions de conception qu'ils envisagent pour répondre à leurs projets.
Cette démarche est appliquée à un immeuble de bureaux à Lyon.

Pour le cas testé, la démarche permet d'obtenir rapidement des solutions performantes et de définir pour certains des paramètres étudiés, des valeurs conduisant aux solutions performantes dans une partie de l'espace des solutions ou dans l'ensemble de cet espace.
Cette application de la démarche montre également qu'il peut exister des solutions ayant des besoins énergétiques et des coûts de construction proches mais étant très différentes en termes de paramètres de conception. Bien que remettant en cause l'applicabilité directe de la démarche, ce résultat met en exergue un problème nouveau. Cette thèse pose alors les bases pour une nouvelle étude.

MOTS-CLES :
conception de bâtiment performant, architecture bioclimatique, optimisation multicritère, algorithmes génétiques, efficacité énergétique, comportement des occupants

Laboratoire (s) de recherche :
Laboratoire des sciences de l'habitat (LASH/DGCB), Ecole Nationale des Travaux Publics de l'Etat, Vaulx-en-Velin
Centre Scientifique et Technique du Bâtiment, Sophia-Antipolis

Directeur de thèse: Pierre Michel

Président de jury : Christian Ghiaus

Composition du jury :

MICHEL Pierre (ENTPE)	Professeur	Directeur de thèse
ANDRIEUX Franck (CSTB)	Docteur	Tuteur
GHIAUS Christian (INSA Lyon)	Professeur	Président
INARD Christian (Université de la Rochelle)	Professeur	Rapporteur
TOSCANO Rosario (ENISE)	Professeur	Rapporteur
CANTIN Richard (ENTPE)	Professeur	Examinateur